

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/311588870>

Der Einfluss von Hautfarbensegmentierung auf die kontaktfreie Schätzung von Vitalparametern

Conference Paper · September 2016

CITATIONS

0

READS

31

4 authors:



[Michal Rapczynski](#)

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

5 PUBLICATIONS 1 CITATION

[SEE PROFILE](#)



[Ferk Saxen](#)

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

13 PUBLICATIONS 38 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



[Philipp Werner](#)

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

33 PUBLICATIONS 123 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



[Ayoub Al-Hamadi](#)

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

271 PUBLICATIONS 1,300 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Automated pain recognition [View project](#)



Automatic Recognition of Arabic Handwriting in Historical Manuscripts [View project](#)

All content following this page was uploaded by [Michal Rapczynski](#) on 13 December 2016.

The user has requested enhancement of the downloaded file. All in-text references [underlined in blue](#) are added to the original document and are linked to publications on ResearchGate, letting you access and read them immediately.

Der Einfluss von Hautfarbensegmentierung auf die kontaktfreie Schätzung von Vitalparametern

Michal Rapczynski, Frerk Saxen, Philipp Werner
und Ayoub Al-Hamadi

Otto-von-Guericke Universität Magdeburg,
Fachbereich Neuro-Informationstechnologie
{Michal.Rapczynski, Frerk.Saxen, Philipp.Werner, Ayoub.Al-Hamadi}@ovgu.de

Zusammenfassung Die kontaktfreie, kamerabasierte Messung von Vitalparameter des Menschen ist komfortabler als klassische kontaktbasierte Methoden. Aktuelle Verfahren haben jedoch noch Probleme in realistischen Anwendungsszenarien, z.B. bei Verdeckungen durch Haare oder Brillen. Zur Zeit werden zur Extraktion der nötigen Farbsignale geometrisch festgelegte Regionen des Gesichtes genutzt, wobei Verdeckungen der Haut unberücksichtigt bleiben. Wir schlagen vor, die zu verwendende Region anhand der Hautfarbe zu segmentieren. In diesem Paper vergleichen wir die Güte der Herzratenschätzung unter Verwendung verschiedener Regionen. Es werden klassisch geometrisch bestimmte Regionen des Gesichtes sowie mittels Hautfarbensegmentierung gewählte Regionen betrachtet. Bei unseren Experimenten hat sich gezeigt, dass die Hautfarbensegmentierung deutliche Verbesserungen mit sich bringt. Die Ergebnisse sind robust gegenüber Variation eines zu wählenden Schwellwertparameters.

1 Einführung

Herzrate und Herzratenvariabilität sind wichtige Vitalparameter des Menschen. Momentan vertriebene Geräte zur Messung dieser Parameter verwenden ausschließlich kontaktbasierte Messmethoden. Diese sind mit einigen Nachteilen verbunden, z.B. eingeschränkte Bewegungsfreiheit, Keimbelastung, etc. Kontaktfreie Messmethoden, die dem Nutzer maximale Bewegungsfreiheit und maximalen Komfort bieten, müssen jedoch robust und schnell funktionieren und einfach zu verwenden sein. In der Regel werden dafür Farbkameras genutzt, jedoch genügen im Stand der Technik noch keine

Verfahren den genannten Ansprüchen. Die kamerabasierte kontaktfreie Messmethode basiert auf Messung geringer Farbveränderungen im Gesicht, die im Herzschlagrhythmus auftreten (Photoplethysmographie PPG). Dabei ist das Messsignal natürlich nur in Hautregionen präsent.

Um diese Hautregionen zu identifizieren, werden in fast allen Verfahren im Stand der Technik Region-of-Interests (ROIs) an definierten Positionen im Gesicht festgelegt. Die Wahl der ROI ist dabei von großer Bedeutung, denn je mehr Haut berücksichtigt wird, desto genauer ist die Schätzung der Vitalparameter, da sich das Signal-Rausch-Verhältnis verbessert [20]. Störeinflüsse (z.B. Haare, Augen und Kleidung) verschlechtern jedoch die Schätzung der Vitalparameter signifikant. Im Stand der Technik basieren die ROIs häufig auf Algorithmen zur Gesichtserkennung und Gesichtslandmarken [7, 8, 11] und es wird davon ausgegangen, dass die festgelegten ROIs ausschließlich Haut beinhalten. Damit das Verfahren bei möglichst unterschiedlichen Probanden funktioniert, werden dabei häufig große Gesichtspartien ausgeschlossen, wie z.B. der Augen- und Mundbereich – schließlich werden diese Regionen bei manchen Probanden durch Kopf- und Gesichtsbehaarung verdeckt. Andere Körperpartien wie Brust, Hals und Hände könnten ebenfalls verwendet werden. Um die nutzbaren Hautregionen adaptiv anzupassen, schlägt [12] die Verwendung von Hautfarbensegmentierungsalgorithmen vor.

In dieser Studie untersuchen wir den Einfluss unterschiedlicher Ansätze der Hautfarbensegmentierung auf die Schätzung der Herzrate und vergleichen diese mit den ROI-basierten Verfahren. Die Ergebnisse basieren auf der Auswertung der BioVid Pain Database [21], in der 87 Probanden jeweils etwa 25 Minuten verschiedenen Schmerzstimuli ausgesetzt wurden. Die Datenbank beinhaltet Videomaterial, wobei die Herzrate als Grundwahrheit kontaktbasiert mittels EKG gemessen wurde.

Für die Datenaufnahme werden in der Regel Farbkameras genutzt und das PPG Signal für jedes Bild aus dem Mittelwert des Grünkanals aller Pixel in einer bestimmten ROI extrahiert, wie in [13], [17] und [19]. Andere Ansätze nutzen komplexere Verfahren zur Datenanalyse und generieren ihr PPG Signal mittels Independent Component Analysis (ICA) [26], Blind Source Separation (BSS) [22] oder der Principal Component Analysis (PCA) [11], um das gesuchte Signal durch die Analyse von mehreren Farbkanälen, von den Störeinflüssen zu trennen. Dabei werden ebenfalls die Mittelwerte der einzelnen Farbkanäle aller ROI-Pixel genutzt.

Nach der Extraktion des PPG Signals wird in der Regel eine von zwei üblichen Methoden angewandt um die Herzrate zu bestimmen. Zum einen kann ein frequenzbasierter Ansatz gewählt werden, wie in [18] und [11]. Dabei wird ein längeres Zeitfenster (ca. 30 Sekunden) oder eine Aufnahme mit hohen Bildwiederholraten verwendet, um Informationen über das Spektrum des extrahierten Signales zu erhalten. Zum anderen kann das Signal mit einem Bandpass gefiltert und danach entweder die Maxima oder die Nulldurchgänge lokalisiert werden, wie in [10] oder [23].

Im Stand der Technik zur Hautfarbensegmentierung unterscheidet man zwischen pixel- und flächenbasierten Verfahren. Während pixelbasierte Verfahren in der Regel sehr schnell sind (da Pixel unabhängig voneinander verarbeitet werden können), benötigen flächenbasierte Verfahren deutlich mehr Rechenzeit [15]. Während bei den pixelbasierten Verfahren sich das sehr schnelle (ca. 20ms pro Bild) und performante

Look-Up-Table-Verfahren von Jones und Rehg [3] durchgesetzt hat, werden seit Jahren immer weitere flächenbasierte Verfahren vorgestellt, die bessere Klassifikationsergebnisse versprechen, jedoch deutlich längere Rechenzeit benötigen (ca. 1s pro Bild). Da die Farbe der Haut bereit ein sehr performantes Merkmal darstellt, basieren alle flächenbasierten Verfahren im Stand der Technik auf das Look-Up-Table-Verfahren. Davon ausgehend werden entweder Texturmerkmale [5, 4] oder Superpixel [16, 2, 14] berechnet. In dieser Arbeit nutzen wir das Verfahren von Jones und Rehg [3], da eine schnelle Segmentierung der Haut für die Herzratenschätzung nötig ist.

In Kapitel 2 ist die Methodik beschrieben, wobei zunächst der prinzipielle Ablauf der kontaktlosen Herzratenschätzung erläutert wird. Anschließend wird das Verfahren zur Bestimmung der ROI mittels Hautfarbensegmentierung genau beschrieben. In Kapitel 3 werden die Ergebnisse erklärt und in Kapitel 4 diskutiert.

2 Methodik

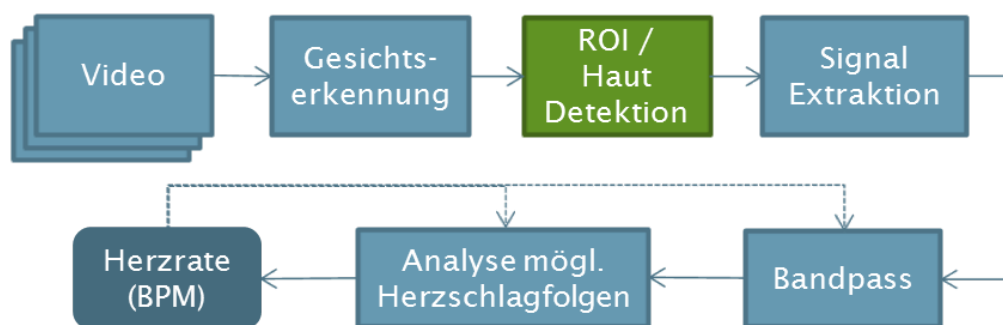


Abbildung 1: Ablauf der Herzratenschätzung

Die Verarbeitungskette zur Herzratenschätzung ist in Abbildung 1 dargestellt. Für die Schätzung der Herzrate aus dem Videomaterial wird zunächst in jedem Einzelbild das Gesicht detektiert und anschließend eine ROI im Gesicht maskiert. Das PPG Signal wird aus den Farbwerten der maskierten Hautpixel im Gesicht des Probanden berechnet. Dazu wird der Mittelwert des Grünkanals durch die Summe der Mittelwerte aller Farbkanäle geteilt, um ein normiertes Grünsignal zu erhalten. Aus dem so ermittelten Zeitsignal wird anschließend die Herzrate geschätzt. Vor der Herzratenschätzung wird das Signal mittels eines adaptiven Bandpassfilters mit einer Breite von 60 BPM (1 Hz), dessen Passband sich an der zuletzt gemessenen Herzrate orientiert, gefiltert. Zur Schätzung der Herzrate verwenden wir das in [12] vorgestellte Verfahren. Der dort verwendete Ansatz sucht in einem Zeitfenster der letzten 10 Sekunden des Signals die korrekte Folge der Blutvolumenpulsen (BVP) in dem extrahierten Signal. Dies geschieht auf Basis der Abstände der Maxima (Inter-Beat-Intervals, IBI) des verarbeiteten PPG Signales zueinander, welche mit den BVP in der Haut korrespondieren.

Zur Hautfarbensegmentierung verwenden wir den Bayes-Ansatz von Jones und Rehg [3], der sehr schnell und performant Haut detektiert [15]. Der Bayes-Ansatz liefert für

den Farbpixel c die relative Hautfarbenhäufigkeit

$$p(c) = \frac{n(c, X_{\text{skin}})}{n(c, X)}, \quad (1)$$

wobei $n(c, X_{\text{skin}})$ die beobachtete Häufigkeit der Farbe c im Hautfarbendatensatz und $n(c, X)$ die beobachtete Häufigkeit der Farbe c im gesamten Datensatz sind. $p(c)$ lässt sich in einer Look-Up-Table speichern und wurde mit Hilfe des ECU Datensatzes [9] erzeugt. Diese relative Häufigkeit $p(c)$ kann mit einem festen Schwellwert t , der relativ wenige falsch Positive erlaubt, in eine Segmentierung überführt werden. Ein zweiter Ansatz berechnet einen Flächenschwellwert A anhand der Gesichtserkennung und setzt voraus, dass z.B. 30 % des Gesichts aus Haut besteht. In diesem Fall werden die wahrscheinlichsten 30 % der Pixel als Haut maskiert.

In dieser Veröffentlichung betrachten wir den Einfluss der ROI bzw. der Hautdetektion auf die Herzratenschätzung. Es ist in Bild 1 grün hervorgehoben. Dabei untersuchen wir die Verwendung vier unterschiedlicher Verfahren:

1. Verwenden der Wangenregion. Die Wangenregion ist in der Regel nicht durch Gesichtshaar oder ähnliches bedeckt und wird daher häufig verwendet [24]. Dies resultiert jedoch in der Verwendung sehr kleiner Regionen. Die Wangenregion wird mit Hilfe von Gesichtslanmarken [6] bestimmt.
2. Verwenden des kompletten Gesichts. Das komplette Gesicht beinhaltet deutlich mehr Hautpixel und benötigt nicht unbedingt die Verwendung von Gesichtslanmarken und ist daher sehr prominent [11, 13, 19]. Wird jedoch nur die Bounding Box des Gesichtserkenners verwendet, werden häufig sehr viele Hintergrundpixel für die Herzratenschätzung herangezogen, was diese deutlich verschlechtert. Definiert man jedoch die Bounding Box anhand der konvexen Hülle aller Gesichtslanmarken und beschneidet den linken und rechten Rand um jeweils 20 %, werden mögliche Störeinflüsse durch den Hintergrund minimiert.
3. Hautfarbensegmentierung mit Schwellwert t . Wie oben erläutert, segmentiert z. B. der Schwellwert $t = 70\%$ alle Pixel, dessen Farbwert im Trainingsdatensatz zu mehr als 70 % als Haut markiert wurde. Für die Verwendung eines festen (hohen) Schwellwerts spricht, dass dadurch nur eine geringe Anzahl von Hintergrundpixeln segmentiert werden.
4. Hautfarbensegmentierung mit Flächenschwellwert A . Wie bereits oben erklärt, kann auch ein Flächenschwellwert sinnvoll sein, da die Anzahl von Hautfarbepixel im Gesicht relativ konstant bleiben müsste, auch wenn sich durch Änderung der Lichtverhältnisse o. ä. die geschätzte Hautfarbenwahrscheinlichkeit $p(c)$ ändert.

Anhand der Gesichts- und Landmarkenerkennung bestimmen wir die Wangenregionen (ROI Wangen – mithilfe von Gesichtslanmarken [24]) sowie die Bounding Box um die Gesichtslanmarken (ROI Gesicht). Um mögliche Störeinflüsse durch den Hintergrund zu minimieren wird die Breite der Bounding Box für die ROI Gesicht um jeweils 20% am rechten und linken Rand beschnitten.

Um den Einfluss der Hauterkennung auf die Herzratenschätzung zu untersuchen, wurden die Schwellwerte t und A der Hauterkennung variiert. Die Herzratenschätzung wurde sowohl mit verschiedenen Werten von t als auch von A durchgeführt. Dabei wurde der Wahrscheinlichkeitsschwellwert t von 0.00 in Schritten von 0.05 bis 1.00 inkrementell erhöht. Der Flächenschwellwert A wurde von 0% in 5% Schritten bis 100% betrachtet.

3 Ergebnisse

Das vorgestellte Verfahren wurde mit der BioVid Heat Pain Database [21, 25] validiert. Die 87 verwendeten Probanden der Datenbank wurden wiederholt schmerzhaften Hitzereizen ausgesetzt. Dabei wurde die Bewegungsfreiheit der Probanden nicht eingeschränkt. Die Videos wurden mit 25 Bildern pro Sekunde und das EKG mit 512 Hz aufgenommen. Eine ungeschnittene Version der Videos wurde verwendet, welche in naher Zukunft als PART C öffentlich zugänglich gemacht wird. Diese Version der Datenbank wurde genutzt, um die kontinuierliche Herzratenschätzung über einen längeren Zeitraum zu ermöglichen. Die Grundwahrheit der Herzrate wurde aus den EKG-Daten der Probanden bestimmt.

Dazu wurden die Herzschläge mit der in [1] vorgestellten Methode bestimmt und der Mittelwert der IBIs berechnet. Für jede Messung wurde das bei der Herzratenschätzung genutzte Zeitfenster verwendet, um die zugehörige Grundwahrheit zu ermitteln. Bei einer Messungen mit einer fehlgeschlagenen Gesichtserkennung während des betreffenden Zeitfensters wurde die Messung automatisch als fehlerhaft klassifiziert und der Algorithmus in den Initialisierungsfall zurückgesetzt. Die Herzrate wurde für die gesamte Datenbank einmal pro Sekunde geschätzt, was über 130.000 Messungen entspricht. Die in diesem Paper vorgestellten Erkennungsrate sind angegeben für den Anteil aller Messungen, die einen kleineren Fehler als 3 BPM zur Grundwahrheit aufweisen.

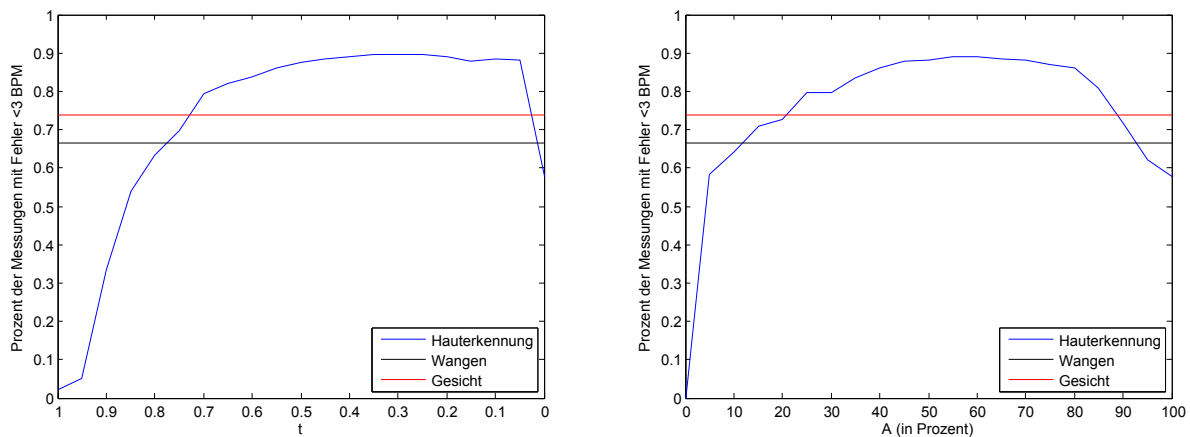
Bei der Verwendung der ROI Wangen erzielt das System eine Erkennungsrate von 66,4% mit einem mittleren Fehler von $-2,74 \pm 9,51$ BPM. Durch Einsatz der ROI Gesicht verbessert sich das Ergebnis auf 76,1% und einen mittleren Fehler von $-2,56 \pm 8,65$ BPM.

Abbildung 2 zeigt die Erkennungsraten für verschiedene Werte von t und A . Die Erkennungsraten der ROIs Wangen und Gesicht sind zum besseren Vergleich als horizontale Linien dargestellt. Tabelle 1 listet die Ergebnisse mit den ROIs Wangen und Gesicht sowie mit der Hautfarbensegmentierung auf.

Es ist zu erkennen, dass die Hauterkennung die Ergebnisse der Herzratenschätzung deutlich verbessert. Die Erkennungsraten steigen um etwa 15% im Vergleich zu den gesichts- und landmarkenbasierten Verfahren. Bei der Wahl des Schwellwertes t liefern Werte von 0.25 bis 0.45 und bei dem Flächenschwellwert A von 50% bis 70% die besten Ergebnisse. Bei beiden Schwellwerten führt jedoch die Wahl von sehr hohen und sehr niedrigen Werten zu schlechten Ergebnissen.

Tabelle 1: Erkennungsraten der Herzratenschätzung

	ROI	Wangen	Gesicht	$t = 0.3$	$A = 60\%$
Erkennungsraten (Fehler < 3 BPM in %)		66,4	76,1	89,7	89,1
mittlere Fehler (in BPM)		-2,74	-2,56	-0,37	-0,09
Standardabweichung (in BPM)		9,51	8,65	4,86	5,95

Abbildung 2: Erkennungsraten (Anteil aller Messungen mit Fehler < 3 BPM) der Herzratenschätzung für verschiedene Werte von t und A

4 Diskussion

Wir haben in dieser Studie die Wahl und den Einfluss von verschiedenen Ansätzen der Hautfarbensegmentierung auf die Schätzung der Herzrate verglichen. Dabei hat sich gezeigt, dass die Bestimmung der ROI durch Hautfarbensegmentierung die Ergebnisse deutlich verbessert. Die Nutzung eines Schwellwerts scheint auf den ersten Blick bessere Ergebnisse zu erzielen. Es wurde jedoch kein signifikanter ($p = 0.05$) Unterschied bei der Genauigkeit der Herzratenschätzung, zwischen der Verwendung des Wahrscheinlichkeitsschwellwerts $t = 0.3$ oder des Flächenschwellwertes $A = 60\%$ festgestellt. Beide Schwellwerte sind zudem über einen großen Wertebereich stabil und liefern robust sehr gute Ergebnisse.

Jedoch weist die Hautfarbensegmentierung noch systematische Fehler auf. So funktionierte die Herzratenschätzung bei etwa 15% der Probanden deutlich schlechter als das durchschnittliche Ergebnis. Bei genauerer Betrachtung konnte festgestellt werden, dass die Hauterkennung über die Look-Up-Table bei einigen dieser Probanden nur suboptimal funktioniert. Bei den sieben Probanden mit der ungenauesten Herzratenschätzung ($t = 0.3$) haben sechs eine ungewöhnlich rote Haut, was vermutlich auf den Stress durch die Hitzeerzewe zurückzuführen ist. Diese starke Rötung stört die Klassifizierung der Hautpixel durch sonst eher untypische RGB-Farbwerte.

Wir schlagen für die Weiterentwicklung der kamerabasierten kontaktfreien Herzraten-schätzung die Verwendung von adaptiven Hautfarbensegmentierungsalgorithmen vor, sodass Farbänderungen in der Haut nicht zu schlechteren Segmentierungsergebnissen und damit zur ungenauen Herzratenschätzung beitragen.

Acknowledgment

Diese Arbeit ist Teil des Projektes *Kontaktfreie kamerabasierte Messung von Vitalparametern mit verbesserter Störsicherheit* (no. 03ZZ0405), gefördert durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) und der “Zwanzig20 - Allianz 3D Sensation”, sowie Teil des Projektes des Sonderforschungsbereichs Transregio 62 - eine Companion Technologie (SFB/TRR 62), gefördert durch den DFG.

Literatur

- [1] Patrick S. Hamilton und Willis J. Tompkins. “Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database”. In: *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 12 (1986), S. 1157–1165. URL: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4122227 (besucht am 04.02.2014).
- [2] Lei Huand u. a. “Robst skin detectiion in real-world images”. In: *Journal of Visual Communication and Image Representation* 29.1481 (2015), S. 147–152.
- [3] Michael J. Jones und James M. Rehg. “Statistical color models with application to skin detection”. In: *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Bd. 1. IEEE, 1999, S. 274–280. DOI: [10.1109/CVPR.1999.786951](https://doi.org/10.1109/CVPR.1999.786951).
- [4] Michal Kawulok. “Fast propagation-based skin regions segmentation in color images”. In: *10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG)*. IEEE, 2013, S. 1–7. DOI: [10.1109/FG.2013.6553733](https://doi.org/10.1109/FG.2013.6553733).
- [5] Michal Kawulok u. a. “Self-Adaptive Skin Segmentation in Color Images”. In: *Proceedings of the 19th Iberoamerican Congress (CIARP)*. Bd. 8827. Springer. Puerto Vallarta, Mexico, 2014, S. 96–103. DOI: [10.1007/978-3-319-12568-8_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-12568-8_12).
- [6] Davis E. King. “Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit”. In: *Journal of Machine Learning Research* 10 (2009), S. 1755–1758.
- [7] Antony Lam und Yoshinori Kuno. “Robust Heart Rate Measurement from Video Using Select Random Patches”. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2015, S. 3640–3648.
- [8] Xiaobai Li u. a. “Remote heart rate measurement from face videos under realistic situations”. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014, S. 4264–4271.

- [9] [Son Lam Phung, Abdesselam Bouzerdoum und Douglas Chai. "Skin segmentation using color pixel classification: analysis and comparison". In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 27.1 \(2005\), S. 148–154.](#)
- [10] [Ming-Zher Poh, Daniel J McDuff und Rosalind W Picard. "Advancements in noncontact, multiparameter physiological measurements using a webcam". In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 58.1 \(2011\), S. 7–11.](#)
- [11] [Ming-Zher Poh, Daniel J McDuff und Rosalind W Picard. "Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation." In: *Optics express* 18.10 \(2010\), S. 10762–10774.](#)
- [12] [Michal Rapczynski, Philipp Werner und Ayoub Al-Hamadi. "Continuous Low Latency Heart Rate Estimation from Painful Faces in Real Time". In: *23th International Conference on Pattern Recognition ICPR \(accepted\)*. 2016.](#)
- [13] [U Rubins u. a. "Real-time photoplethysmography imaging system". In: *15th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Engineering and Medical Physics \(NBC 2011\)*. Springer. 2011, S. 183–186.](#)
- [14] [Anderson Santos und Helio Pedrini. "Human Skin Segmentation Improved by Saliency Detection". In: *16th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns \(CAIP\)*. Bd. 9257. 2015. DOI: \[10.1007/978-3-319-23117-4_13\]\(https://doi.org/10.1007/978-3-319-23117-4_13\).](#)
- [15] [Frerk Saxen und Ayoub Al-Hamadi. "Color-based skin segmentation: an evaluation of the state of the art". In: *2014 IEEE International Conference on Image Processing \(ICIP\)*. IEEE. 2014, S. 4467–4471.](#)
- [16] [Frerk Saxen und Ayoub Al-Hamadi. "Superpixels for Skin Segmentation". In: *20. Workshop Farbbildverarbeitung*. 2014, S. 153–159.](#)
- [17] [Christopher G Scully u. a. "Physiological parameter monitoring from optical recordings with a mobile phone". In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59.2 \(2012\), S. 303–306.](#)
- [18] [Yu Sun u. a. "Motion-compensated noncontact imaging photoplethysmography to monitor cardiorespiratory status during exercise". In: *Journal of biomedical optics* 16.7 \(2011\), S. 077010–077010.](#)
- [19] [Yu Sun u. a. "Use of ambient light in remote photoplethysmographic systems: comparison between a high-performance camera and a low-cost webcam". In: *Journal of biomedical optics* 17.3 \(2012\), S. 0370051–03700510.](#)
- [20] [Wim Verkruysse, Lars O. Svaasand und J. Stuart Nelson. "Remote plethysmographic imaging using ambient light". In: *Optics express* 16.26 \(2008\), S. 21434–21445. URL: <http://www.opticsinfobase.org/abstract.cfm?URI=oe-16-26-21434-1> \(besucht am 21.01.2014\).](#)
- [21] [Steffen Walter u. a. "The BioVid heat pain database data for the advancement and systematic validation of an automated pain recognition system". In: *Cybernetics \(CYBCONF\), 2013 IEEE International Conference on*. IEEE. 2013, S. 128–131.](#)

- [22] [Daniel Wedekind u. a. “Automated identification of cardiac signals after blind source separation for camera-based photoplethysmography”](#). In: *Electronics and Nanotechnology (ELNANO), 2015 IEEE 35th International Conference on*. IEEE, 2015, S. 422–427.
- [23] Lan Wei u. a. “Automatic webcam-based human heart rate measurements using laplacian eigenmap”. In: *Asian Conference on Computer Vision*. Springer, 2012, S. 281–292.
- [24] Philipp Werner u. a. “Automatic Heart Rate Estimation from Painful Faces”. In: *IEEE International Conference on Image Processing 2014 (ICIP 2014)*. Paris, France, Okt. 2014, S. 1947–1951.
- [25] [Philipp Werner u. a. “Towards Pain Monitoring: Facial Expression, Head Pose, a new Database, an Automatic System and Remaining Challenges”](#). In: *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. BMVA Press, 2013, S. 119.1–119.13. DOI: 10.5244/C.27.119.
- [26] [Lei Yang u. a. “Motion-compensated non-contact detection of heart rate”](#). In: *Optics Communications* 357 (2015), S. 161–168.