

HCC745 Signal und Bildverarbeitung – WS 2022

Übungsabgabe 1

Lisa-Marie Moser und Caroline Wagner

21. November 2022

Zusammenfassung

1.1 RasterEntfernung

1.1.1 a)

In dieser Aufgabe wurden manuell im Frequenzraum Raster aus Bilder Entfernt. Hierfür wurden die Bilder zuerst mit der Fourier-Transfomration in den Frequenzraum transformiert. In den Beispielen 1.1 und 1.2 wurde in dem Frequenzraum der zusätzliche Peak gelöscht, der vom normalen vulkanartigen Aussehen abweicht. In dem Bild 1.3 wurden mehrere verschiedenen Peaks entfernt. Anschließend werden die Bilder in den Ortsraum zurück verwandelt. Zu finden ist die Transformation in ImageJ unter Process -> FFT -> FFT/Inverse FFT.

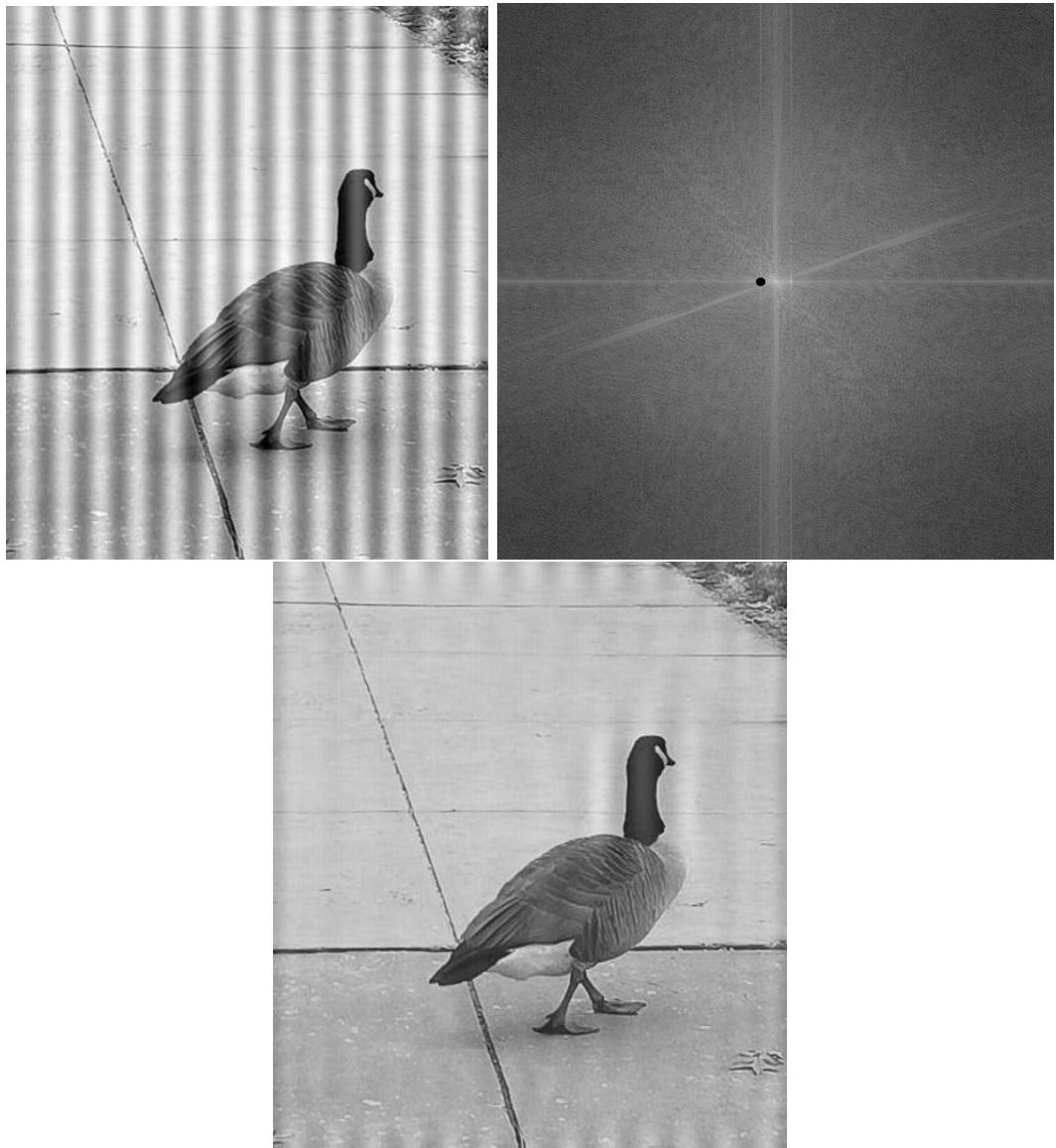


Abbildung 1.1: Rasterentfernung Duck

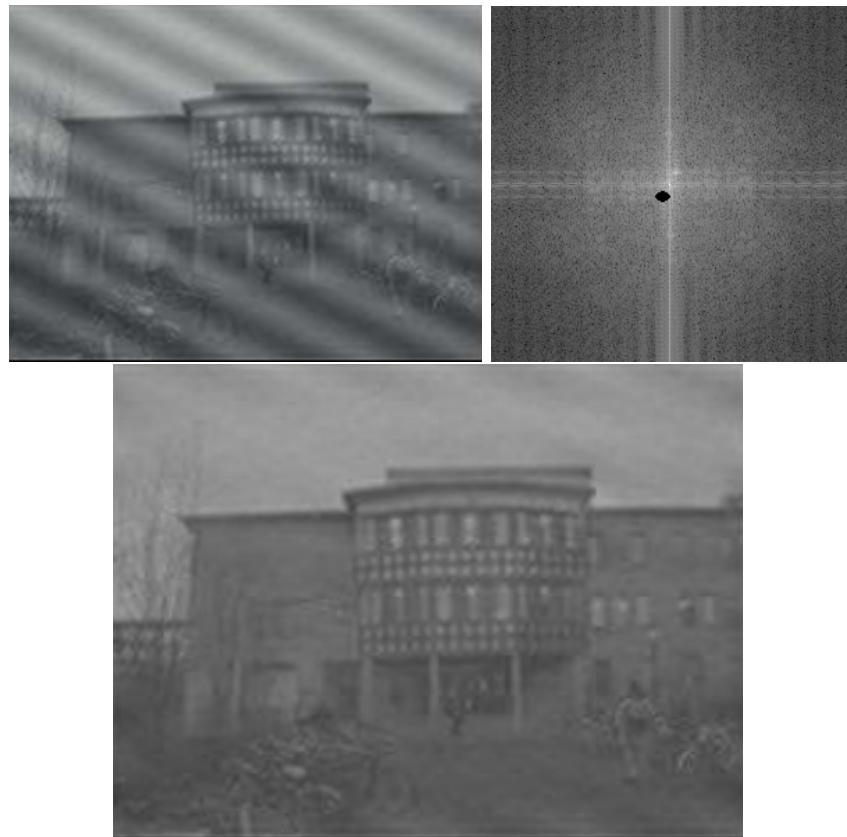


Abbildung 1.2: Rasterentfernung Building

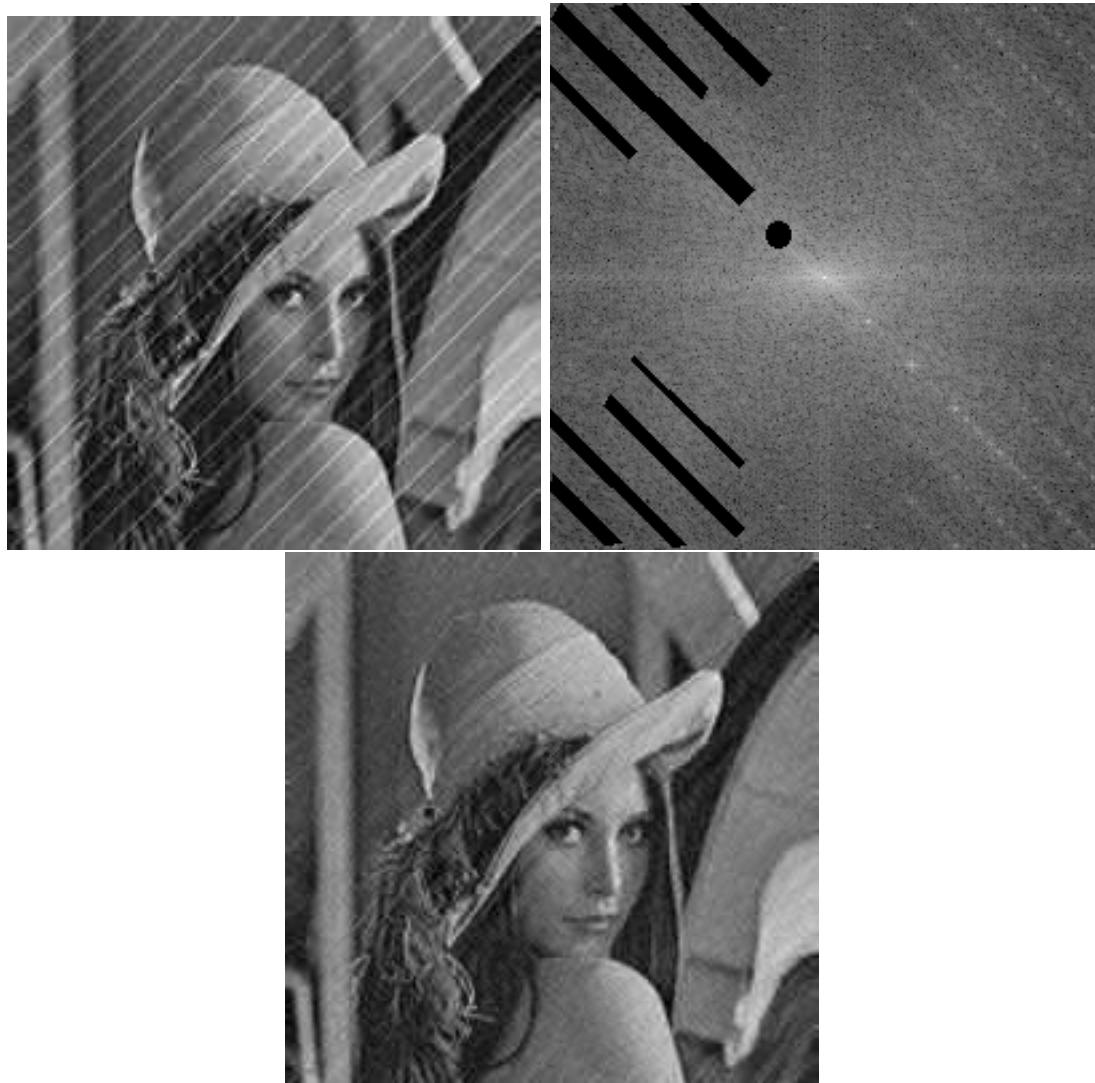


Abbildung 1.3: Rasterentfernung Lena

Je nachdem wie viel Information in der FFT gelöscht wird leidet auch die Bildinformation darunter. Wenn nur ein kleiner Peak entfernt wird hat dies kaum Auswirkungen auf die Bildinformation. Wird hingegen ein größerer Teil gelöscht kann die Bildinformation verloren gehen, vor allem wenn sich der gelöschte Teil in der Mitte des FFT-Transformierten Frequenzraumes befindet.

1.2 Anisotrope Diffusion

1.2.1 a)

Für diese Aufgabe wurde das auf Moodle hochgeladene AnisotropeDiffusionTemplate herangezogen und verändert.

Es würde die Definition der Richtungen und die Berechnung der Convolution in alle Richtungen (für Mode 1 und 2) hinzugefügt. Sowie die normFactor berechnet und die einzelnen Gewichtungen. Die Variable direct hat den Wert 1 und die Variable diagonal hat den Wert, die Wurzel aus 2.

```

1 // all directions
2 double[][] hNW = new double[][]{{1.0, 0.0, 0.0}, {0.0, -1.0, 0.0}, {0.0, 0.0, 0.0}};
3 double[][] hN = new double[][]{{0.0, 1.0, 0.0}, {0.0, -1.0, 0.0}, {0.0, 0.0, 0.0}};
4 double[][] hNE = new double[][]{{0.0, 0.0, 1.0}, {0.0, -1.0, 0.0}, {0.0, 0.0, 0.0}};
5
6 double[][] hW = new double[][]{{0.0, 0.0, 0.0}, {1.0, -1.0, 0.0}, {0.0, 0.0, 0.0}};
7 double[][] hE = new double[][]{{0.0, 0.0, 0.0}, {0.0, -1.0, 1.0}, {0.0, 0.0, 0.0}};
8
9 double[][] hSW = new double[][]{{0.0, 0.0, 0.0}, {0.0, -1.0, 0.0}, {1.0, 0.0, 0.0}};
10 double[][] hS = new double[][]{{0.0, 0.0, 0.0}, {0.0, -1.0, 0.0}, {0.0, 1.0, 0.0}};
11 double[][] hSE = new double[][]{{0.0, 0.0, 0.0}, {0.0, -1.0, 0.0}, {0.0, 0.0, 1.0}},
```

Programm 1.1: Definition der Himmelsrichtungen

```

1 //do convolutions in all directions; nabla == gradient symbol (triangle with top-
   down);
2 double[][] nablaNW = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hNW,
   convMaskRadius); //gradient compass
3 double[][] nablaN = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hN,
   convMaskRadius);
4 double[][] nablaNE = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hNE,
   convMaskRadius);
5
6 double[][] nablaW = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hW,
   convMaskRadius);
7 double[][] nablaE = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hE,
   convMaskRadius);
8
9 double[][] nablaSW = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hSW,
   convMaskRadius);
10 double[][] nablaS = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hS,
   convMaskRadius);
11 double[][] nablaSE = ConvolutionFilter.convolveDouble(outImg, width, height, hSE,
   convMaskRadius);
```

Programm 1.2: Berechnung der Convolution

```

1 if (diffFunctOption == 1) { //MODE 1
2     for (int x = 0; x < width; x++) {
3         for (int y = 0; y < height; y++) {
4
5             cNW[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaN[x][y] / kappa), 2))); //diff
6             constant
7             cN[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaN[x][y] / kappa), 2))); //diff
8             constant
9             cNE[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaNE[x][y] / kappa), 2))); //diff
10            constant
11            cW[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaW[x][y] / kappa), 2))); //diff
12            constant
13            cE[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaE[x][y] / kappa), 2))); //diff
14            constant
15            cSW[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaSW[x][y] / kappa), 2))); //diff
16            constant
17            cS[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaS[x][y] / kappa), 2))); //diff
18            constant
19            cSE[x][y] = Math.exp(-(Math.pow((-nablaSE[x][y] / kappa), 2))); //diff
20            constant
21        }
22    }
23 } else if (diffFunctOption == 2) { //MODE 2
24     for (int x = 0; x < width; x++) {
25         for (int y = 0; y < height; y++) {
26             cNW[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaNW[x][y] / kappa), 2))); //diff
27             constant
28             cN[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaN[x][y] / kappa), 2))); //diff
29             constant
30             cNE[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaNE[x][y] / kappa), 2))); //diff
31             constant
32             cW[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaW[x][y] / kappa), 2))); //diff
33             constant
34             cE[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaE[x][y] / kappa), 2))); //diff
35             constant
36             cSW[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaSW[x][y] / kappa), 2))); //diff
37             constant
38             cS[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaS[x][y] / kappa), 2))); //diff
39             constant
40             cSE[x][y] = 1.0 / (1.0 + (Math.pow((nablaSE[x][y] / kappa), 2))); //diff
41             constant
42         }
43     }
44 }
```

Programm 1.3: Diffusion

```

1 weightD = direct;
2 weightDD = 1 / diagonal;
3 normFactor = 1 / (4 * direct + 4 * diagonal);
```

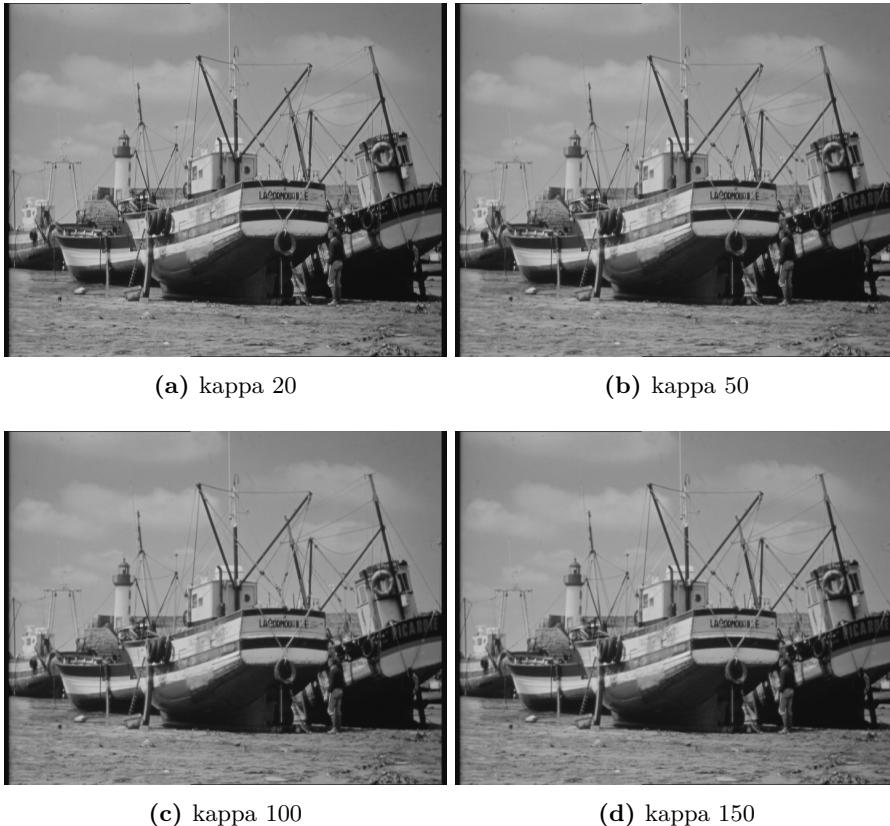


Abbildung 1.4: Iteration 1

Bei der einer Iteration von 1 sind die Kanten noch deutlich zu erkennen. Zwischen den Bildern gibt es eigentlich kaum Unterschiede. Auch die Schrift auf den Booten ist auf allen Bildern zu erkennen.

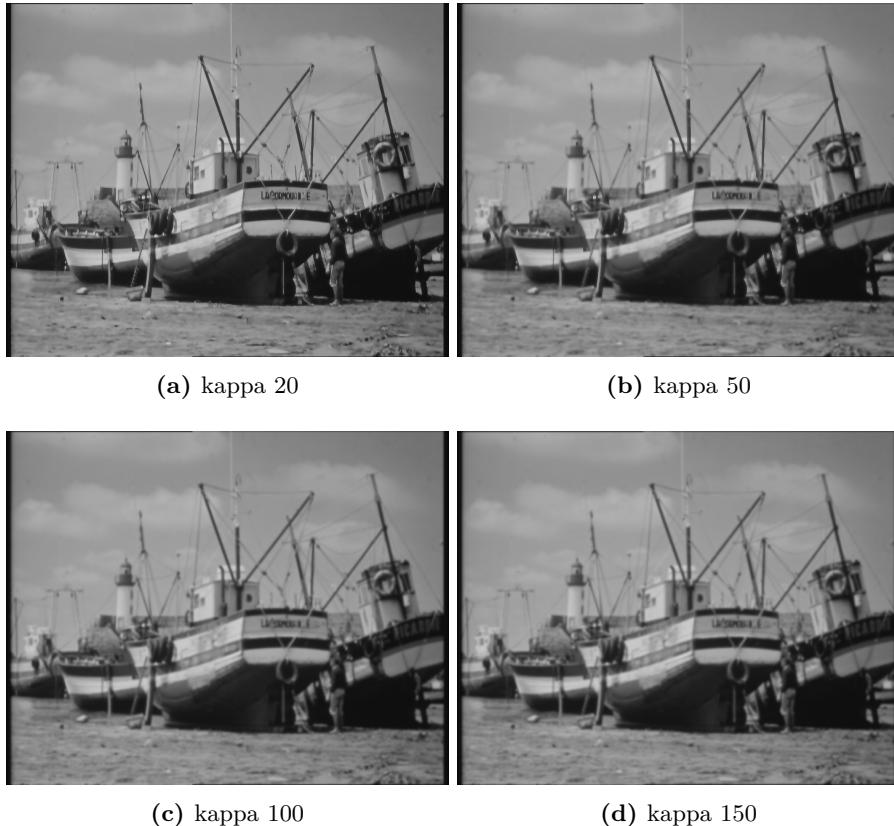


Abbildung 1.5: Iteration 5

Bei einer Iteration von 5 sind schon deutliche Unterscheide zwischen den Bildern zu erkennen. Bei einem kappa Wert von 20 sind die Kanten noch sehr deutlich und die Schrift scharf. Umso höher der kappa Wert wird, desto eher wirken die Bilder verschwommen.

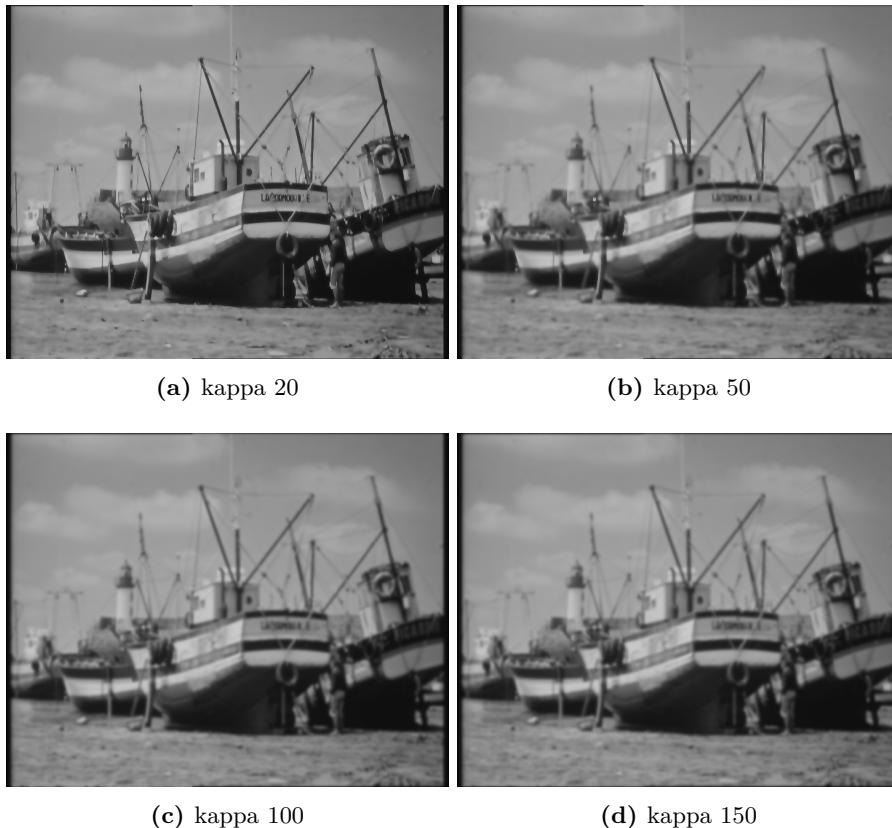


Abbildung 1.6: Iteration 10

Bei einer Iteration von 10 ist ebenfalls das Bild mit dem kappa Wert 20 am schärfsten. Die Schrift ist immer noch gut lesbarlich. Die anderen Bilder unterscheiden sich kaum und sind schon ziemlich unscharf.

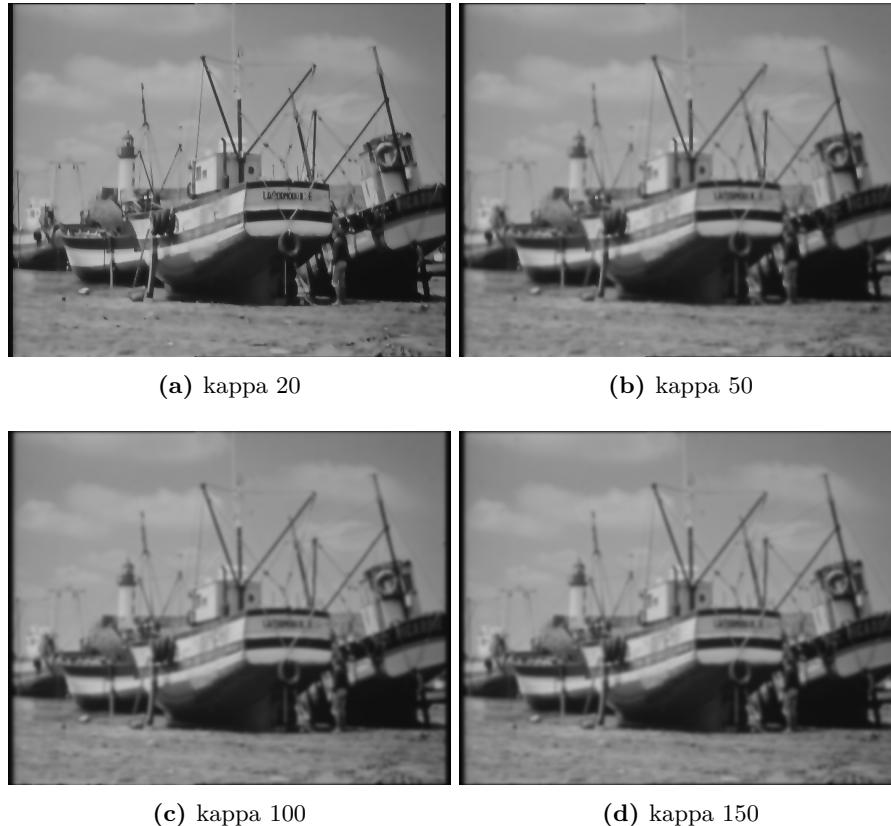


Abbildung 1.7: Iteration 15

Bei 15 Iterationen wirkt das Bild sehr flach. Der Schriftzug ist mit einem kappa Wert von 20 dennoch noch deutlich zu erkennen. Die weiteren Bilder sind dennoch schon stark verschwommen.

Die Anzahl der Iterationen hat also weniger Einfluss auf das Ausgangsbild wie der Angewendete kappa Wert.

1.2.2 b)

Die Anisotrope-Diffusion wurde auf die Bilder Lena, Bridge und Boats angewendet. Jeweils mit einem kappa von 20, 50, 100, 150. Die Iterationen waren jeweils 5.

Bei einem kappa Wert von 20 ist die Ergebnissqualität von Lena am besten. Umso höher der kappa Wert, desto unschärfer bzw. verschwommener wirkt das Bild.

Bei dem Bild Bridge ist selbiges viel deutlicher zu Beobachten. Bei einem kappa Wert von 150 verschwimmen die Kanten schon deutlich.



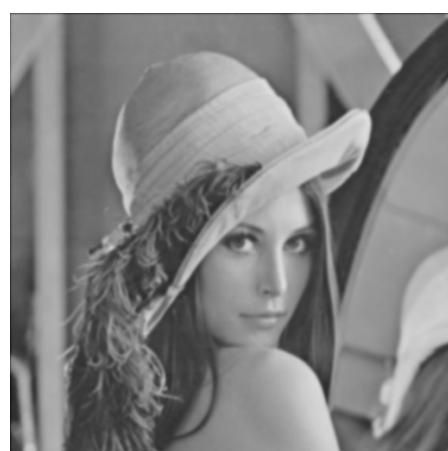
(a) original

(b) kappa 20

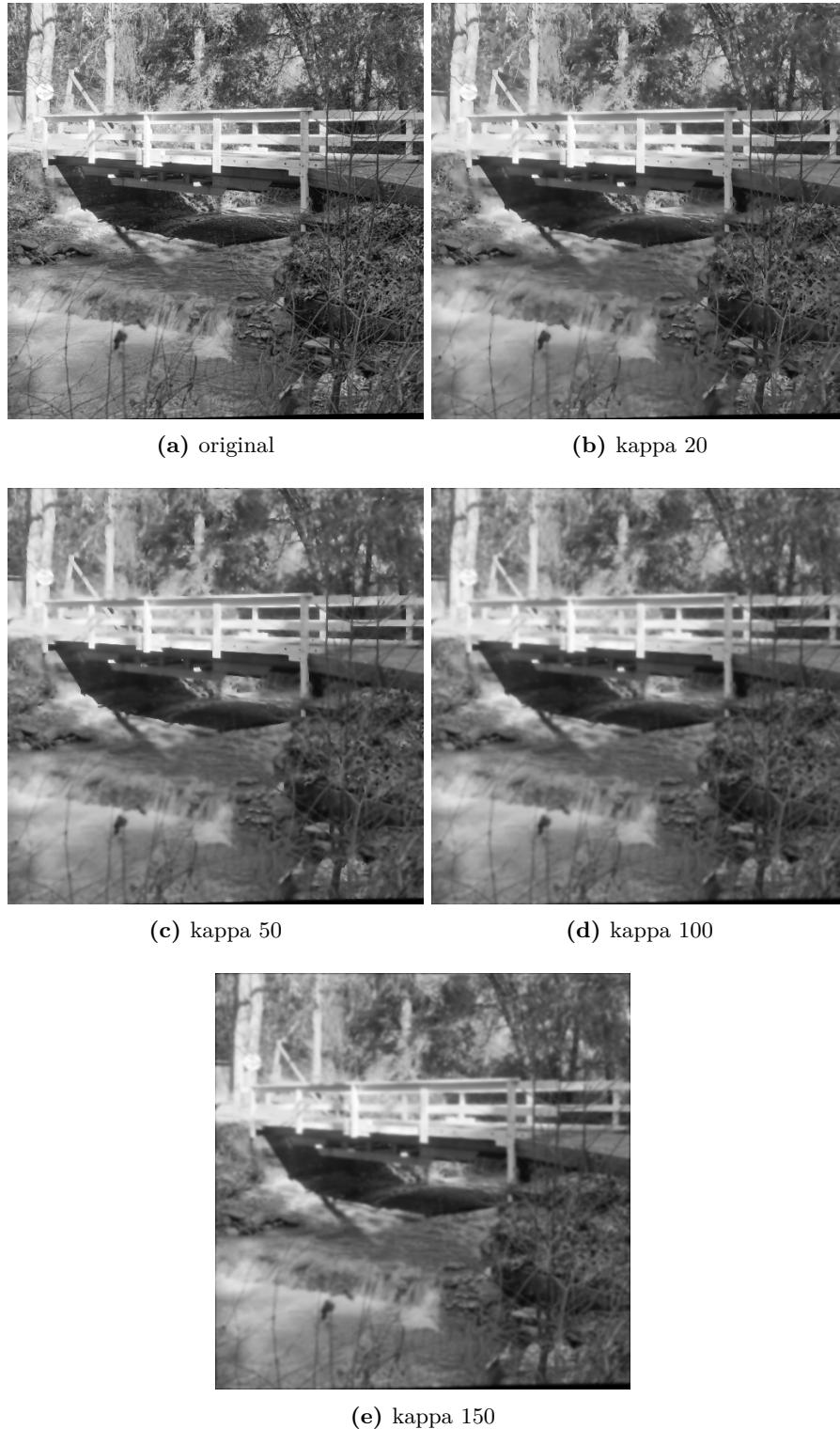


(c) kappa 50

(d) kappa 100

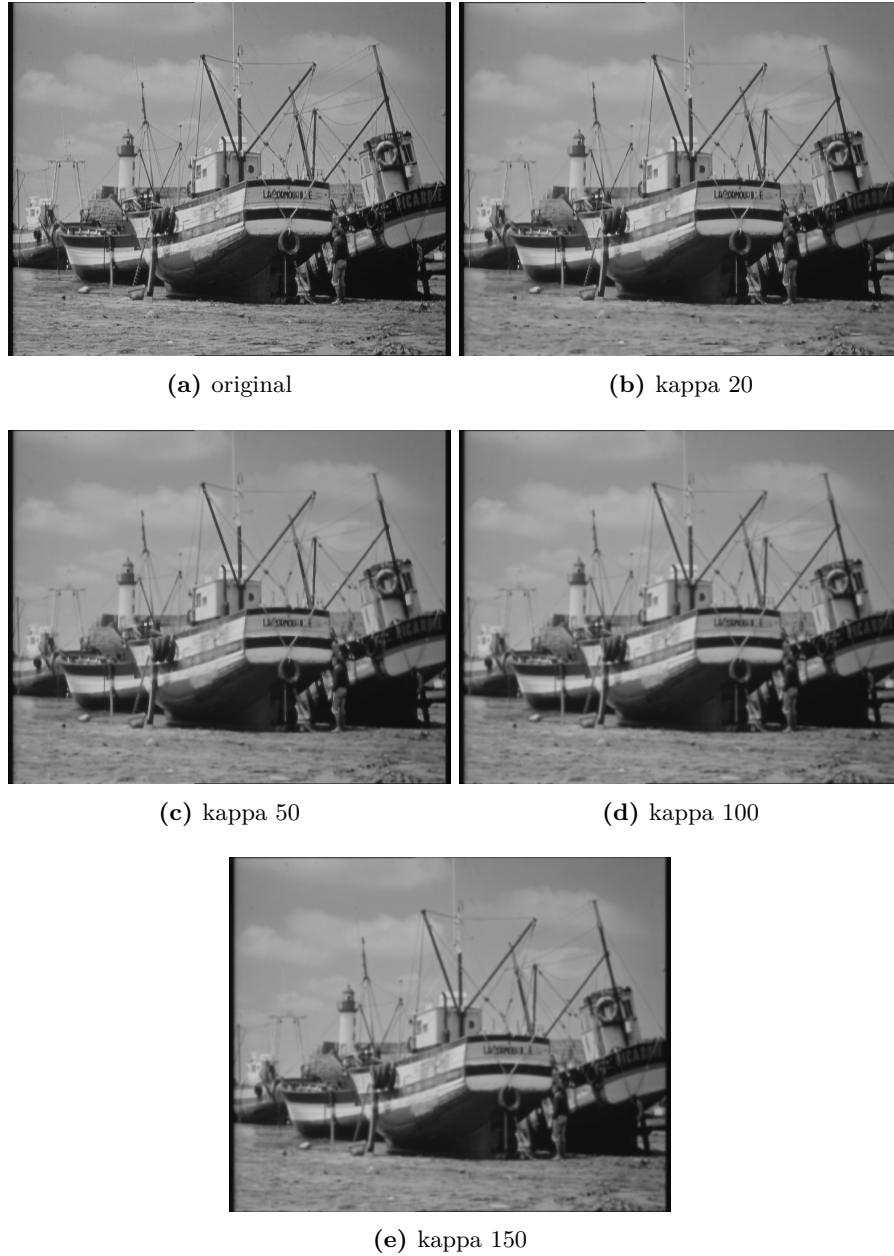


(e) kappa 150



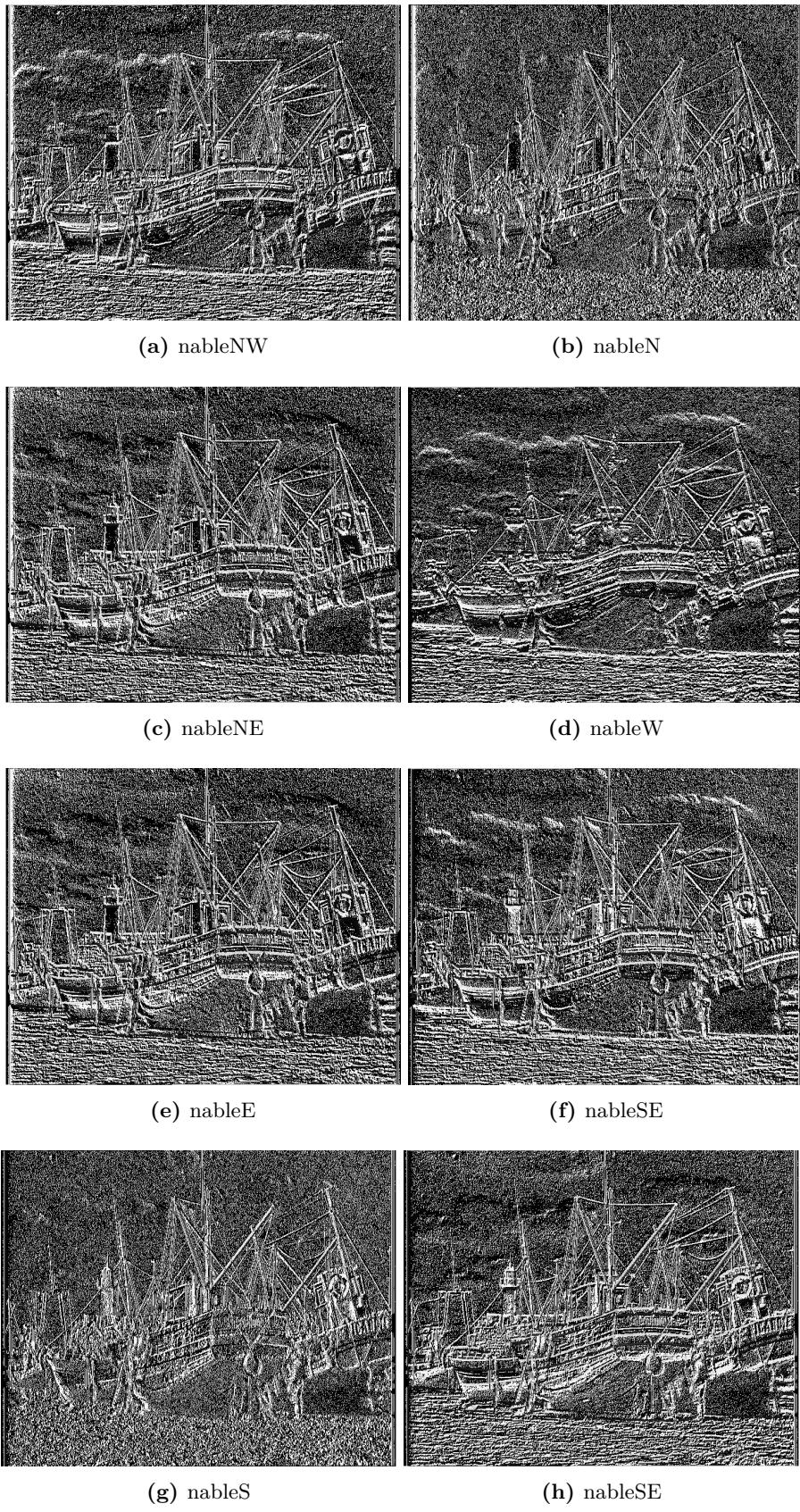
Bei dem Bild Boats hat der kappa Wert weniger Einfluss. Hier gibt es nur geringe Unterschiede bei den verschiedenen Ausgangsbildern. Allerdings ist aufgefallen, dass bei

dem Wert kappa 20 die Kanten kleine Stufen aufweisen, was bei den übrigen Werten nicht der Fall ist.



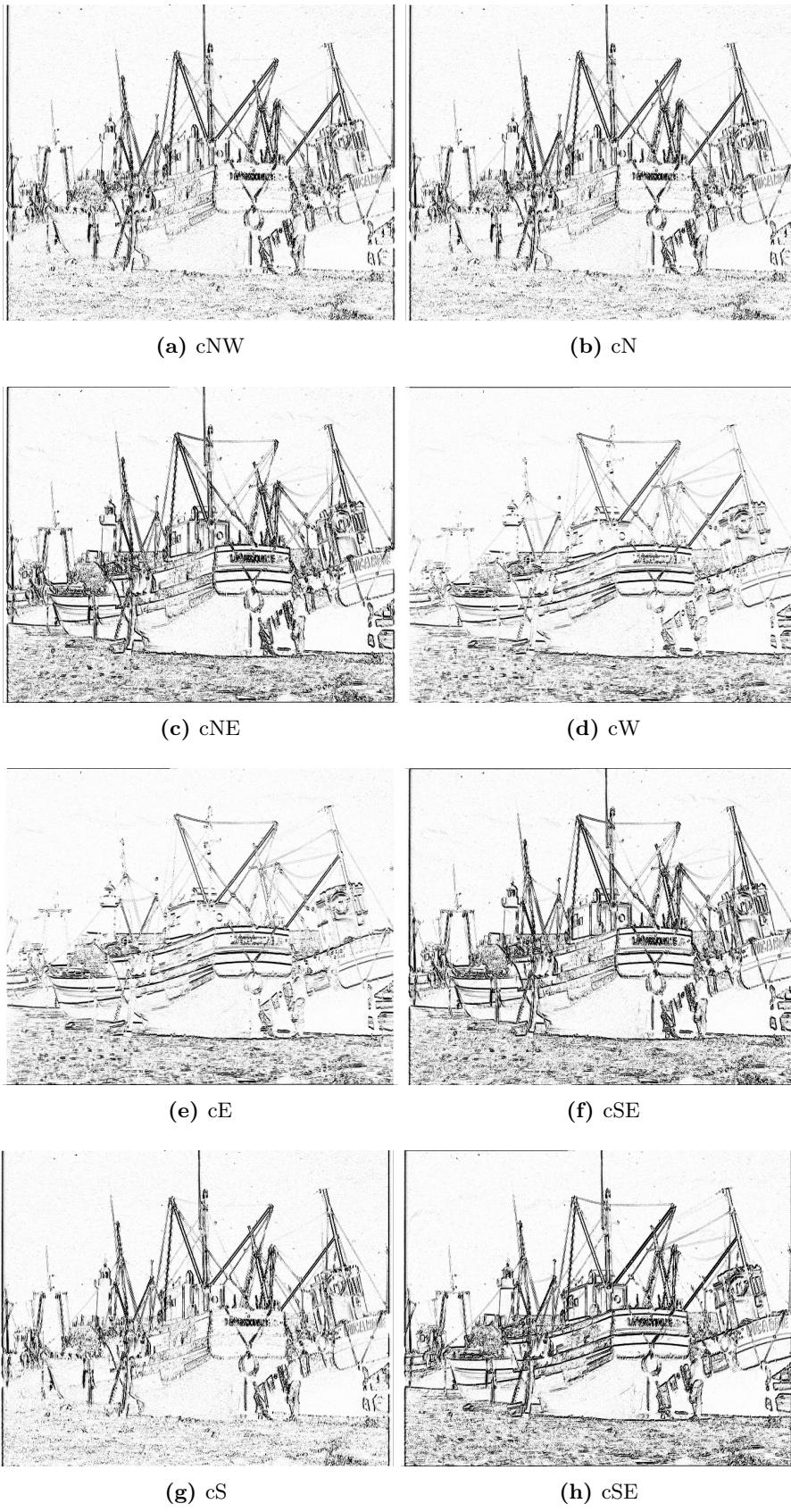
1.2.3 c)

Die Folgenden Bilder wurden mit der Anzahl an Iterationen 1 und mit kappa 20 berechnet. Für die Gradienten-Bilder war kein Weiterer Schritt notwendig.



```
1 double[][] skaled = new double[width][height];
2
3 for (int x = 0; x < width; x++) {
4     for (int y = 0; y < height; y++) {
5         skaled[x][y] = cNW[x][y] * 255;
6     }
7 }
8
9 ImageJUtility.showNewImage(skaled, width, height, "cNW");
```

Da die Werte der lokalen Diffusionskonstante c zwischen 0.0 und 1.0 liegen war auf den ersten Ausgaben nichts zu sehen. Daher wurden die Werte skaliert, indem sie mit dem Wert 255 multipliziert wurden. Daraus entstanden die folgenden Bilder.



1.3 Stressanalyse

1.3.1 a)

Herzratenvariabilität

Die Herzratenvariabilität (HRV) findet oft Verwendung, wenn man sich für Schlaf, Erholung, Leistung oder die allgemeine Gesundheit interessiert. Die HRV findet mittlerweile bereits in Wearables wie Smartwatches ihren Gebrauch. Besonders Sportler, Gesundheitscoaches und Leistungsprofis sollten die Grundlagen dieser Messung verstehen.

Eine hohe HRV wird allgemein als Zeichen eines gesunden Herzens angesehen und mit psychologischer Gesundheit, höherer Lebensqualität und geringer Anfälligkeit für Krankheiten in Verbindung gebracht.

Die HRV ist das physiologische Phänomen der Variation des Zeitabstands zwischen aufeinanderfolgenden Herzschlägen in Millisekunden. Ein normales, gesundes Herz schlägt nicht gleichmäßig wie ein Metronom. Wenn wir auf die Zeit in Millisekunden zwischen den Herzschlägen schauen, gibt es dort eine ständige Variation. Im Allgemeinen bekommen wir das nicht unbedingt mit: es ist nicht dasselbe wie der steigende und sinkende Puls (in Schlägen pro Minute), wie er sich über den Tag hinweg verändert. Man bekommt eine Idee von dem HRV, wenn man seinen Puls fühlt und ein paar tiefe Atemzüge macht: wenn man ausatmet, werden die Intervalle zwischen den Schlägen länger (der Puls verlangsamt sich) und kürzer (der Puls wird schneller), wenn man einatmet - die sogenannte respiratorische Sinusarrhythmie. Neben der Atmung wird die HRV außerdem beispielsweise stark von Training, hormonellen Reaktionen, metabolischen und kognitiven Prozessen wie Stress und Erholung beeinflusst.

Wie wird die Herzratenvariabilität gemessen?

Eine verlässliche HRV-Analyse braucht eine akkurate Messung jedes Herzschlages und der Zeit zwischen den Schlägen. EKG-basierte Methoden registrieren die R-Welle im QRS-Komplex und berechnen die Zeit zwischen aufeinanderfolgenden R-Wellen 1.13. Die meisten verfügbaren Wearables nutzen PPG (Photoplethysmography), um den Herzschlag optisch über den Blutkreislauf zu erfassen - beispielsweise am Handgelenk oder am Ohr - und berechnen das Intervall zwischen den Schlägen (Inter-Beat Interval IBI).

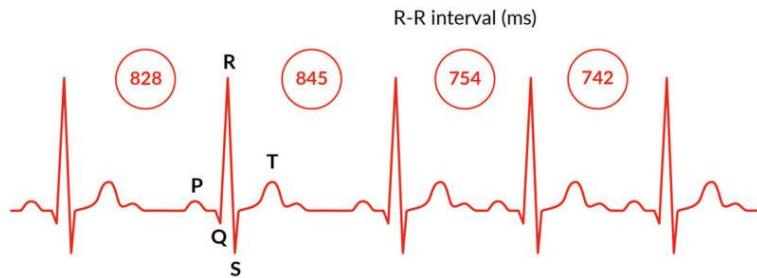


Abbildung 1.13: Eine EKG-Grafik zeigt eine Serie von QRS-Komplexen. Die Zeit zwischen den Herzschlägen (R-R-Intervall) variiert natürlicherweise von Schlag zu Schlag und eine tiefere Analyse dieser Variation (HRV) gibt eine Menge wertvoller Informationen über den physiologischen Status des Körpers.

Herzratenvariabilität und das autonome Nervensystem

Die HRV wird durch das autonome Nervensystem (ANS) und dessen sympathische und parasympathische Zweige reguliert. Die HRV ist somit weithin als nicht-invasiver Marker des ANS anerkannt. Die sympathische Seite des ANS („Fight or Flight“) ist bei Stress aktiv und hilft uns dabei, bereit, aktiv und leistungsfähig zu sein - um die verschiedenen Situationen zu meistern, die uns das tägliche Leben in den Weg wirft. Dieser Teil des ANS setzt Stresshormone frei und erhöht die Herzfrequenz und den Blutdruck (Herzleistung) und verringert die HRV, was während Trainings und mental oder physisch stressigen Situationen notwendig ist. Die parasympathische Seite („Rest and Digest“) erlaubt dem Körper, runterzufahren und sich zu erholen, wenn die Anstrengung vorbei ist. Sie verringert die Herzfrequenz und erhöht die HRV, um die Homöostase des Körpers wiederherzustellen, nachdem der Stress vorbei ist. Dieses natürliche Zusammenspiel der beiden Systeme erlaubt dem Herzen, sich schnell an verschiedene Situationen und Anforderungen anzupassen.

Wieso ist die HRV wichtig?

Normalerweise sollte sich die HRV während entspannender Aktivitäten erhöhen, zum Beispiel während des Meditierens oder im Schlaf, wenn das parasympathische System dominiert.^{1.14} Auf der anderen Seite nimmt die HRV in stressigen Situationen natürlicherweise ab, wenn die sympathische Seite dem Körper hilft, mit den Anforderungen umzugehen. Deshalb ist die HRV typischerweise höher, wenn das Herz langsam schlägt und geringer, wenn sich der Puls erhöht. Das HRV-Level ändert sich dabei von Tag zu Tag, je nach Aktivitätslevel und Stressmenge. Wenn eine Person jedoch chronisch gestresst oder überanstrengt ist - physisch oder mental - kann das natürliche Zusammenspiel der beiden Systeme gestört werden und der Körper in einem sympathisch dominierten Stresszustand, mit geringer HRV und erhöhtem Stresshormonlevel verbleiben, selbst wenn die Person ruht. Das ist sehr belastend für den Körper und kann zu zahlreichen mentalen und physischen Gesundheitsproblemen führen.

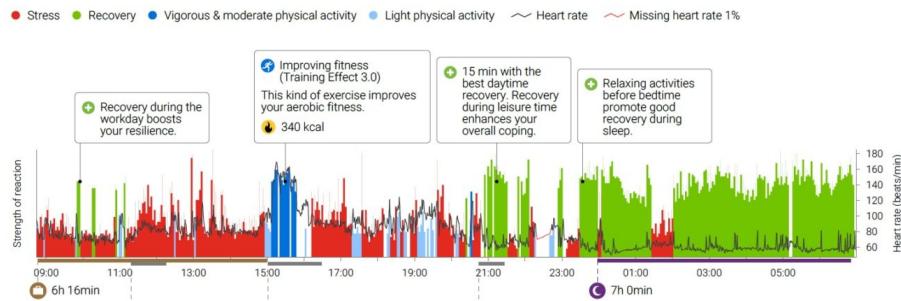


Abbildung 1.14: Die HRV-Grafik einer Person (RMSSD in ms) über 24 Stunden zeigt, wie die HRV während des Trainings fast auf null sinkt (parasympathische Aktivität nimmt stark ab) und sich während der Meditation und des Schlafes signifikant erhöht. Das spiegelt sich auch im grünen Regenerationsstatus im Firstbeat Lifestyle Assessment Bericht wieder und stellt eine gesunde Reaktion auf diese Aktivitäten dar.

Quelle: <https://www.firstbeat.com/de/blog-de/was-ist-die-herzratenvariabilität-hrv-und-wieso-ist-sie-wichtig/>

Elektrokardiographie

Beim EKG handelt es sich um die Untersuchung der elektrischen Aktivität des Herzmuskels. Es ermöglicht die graphische Darstellung dieser elektrischen Aktivität. Das Herz selbst bildet eine elektrische Erregung, die es ausbreitet und wodurch der Herzschlag ausgelöst wird. Dieser schwache Stromfluss lässt sich während des EKGs mittels Elektroden messen. Dies erlaubt dem Arzt eine Beurteilung, ob das Herz störungsfrei arbeitet.

EKG - welche Ableitungssysteme gibt es?

Es gibt viele Ableitungssysteme, die der Aufzeichnung der elektrischen Erregung im Herz dienen. Ziel und Zweck der einzelnen Ableitungssysteme ist unter anderem das schnelle Sichern der Diagnose passend zu den klinischen Beschwerden des Patienten, damit rechtzeitig therapeutische Schritte eingeleitet werden können.

Das 1-Kanal-EKG registriert eine unipolare Ableitung. Es dient dem Monitoring von Patienten in ambulanten Notfallsituationen und der Langzeitüberwachung. Das 1-Kanal-EKG kann auch zur Selbstkontrolle der Herzfunktion zu Hause oder unterwegs verwendet werden, indem ein mobiles 1-Kanal-Gerät, wie eine EKG-App beim Smartphone, getragen wird und Informationen zur Herzfrequenz und zum Herzerhythmus gewonnen werden können. Das 1-Kanal-EKG ist allerdings nicht für die kardiologische Routinediagnostik geeignet, da die Aussagekraft begrenzt ist.

Das 3-Kanal-EKG erlaubt die Registrierung von drei Ableitungen. 3-Kanal-EKGs finden Verwendung als tragbare EKG-Geräte im Rettungsdienst oder bei Hausbesuchen. Auch für die 24h-Messung zur Diagnostik von Herzproblemen werden 3-Kanal-EKGs genutzt. Auch hier ist die Aussagekraft beschränkt: so können zum Beispiel Herzrhythmusstörungen, wie Vorhofflimmern oder ventrikuläre Extraschläge nicht gemessen werden. Auch Ischämien können mittels 3-Kanal-EKG nicht diagnostiziert werden.

Das 12-Kanal-EKG ist das am häufigsten verwendete Verfahren in der EKG-Diagnostik und stellt den Goldstandard sowohl im prähospitalen als auch im innerklinischen Alltag dar. Beim 12-Kanal-EKG werden die Ableitungen nach Einthoven, Goldnerger und Wilson kombiniert. Das 12-Kanal-EKG kommt diagnostisch beim Ruhe-EKG sowie Belastungs-EKG zum Einsatz.

EKG-Auswertung - wie kann man die Kurve lesen und interpretieren?

Das EKG enthält Informationen über Herzrhythmus und Herzfrequenz. Anhand der Ergebnisse lassen sich Diagnosen erstellen und Rückschlüsse auf bestimmte Krankheiten ziehen.

Grundelemente der EKG-Kurve

Beim Elektrokardiogramm werden die während einer Herzreaktion entstehenden Potentialdifferenzen gemessen und graphisch dargestellt, unter Verwendung der Ableitungen, die am Körper des Patienten befestigt wurden.

Die EKG-Auswertung besteht aus Wellen und Zacken, die sich während der Aufzeichnung nach oben und nach unten von der Null-Linie bewegen. Sind diese nach oben gerichtet, werden sie als elektropositiv bezeichnet, sind sie nach unten gerichtet, werden sie als elektronegativ bezeichnet. 1.15

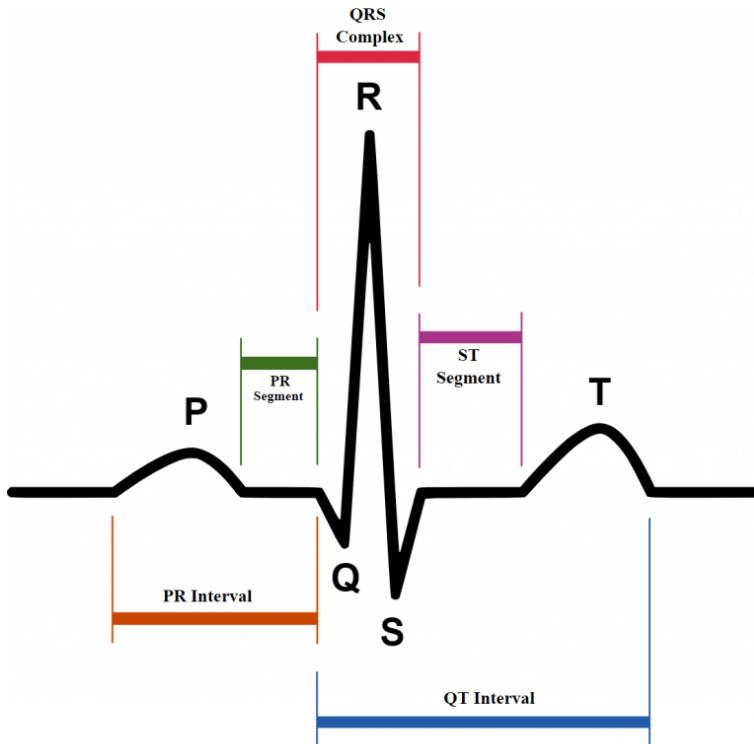


Abbildung 1.15: Beispiel EKG-Kurve

Die Erregungsabläufe sind wie folgt eingeteilt, die je eine bestimmte Phase der Herz-

reaktion wiedergeben.:

1. P-Welle: Erregung der Vorhöfe, die sich zusammenziehen und Blut in die schlaffen Kammern pressen
2. PQ-Zeit: Die Überleitung des Impulses auf die Herzkammern
3. QRS-Komplex: Höchster Punkt des Zacks zeigt an, dass alle Herzmuskelzellen mit elektrischer Energie versorgt sind - die Herzkammern ziehen sich zusammen
4. ST-Strecke: Zeit, die vergeht, bis das Blut aus den Kammern gepumpt ist, und die Erholung des Herzmuskels beginnt
5. T-Welle: Nachdem das Blut komplett aus dem Herzen befördert ist, erfolgt die Entspannungsphase und Erschlaffung der Herzkammern.
6. QT-Zeit: gesamte Erregungsdauer der Kammern
7. U-Welle: Tritt nur manchmal auf, meist ohne Krankheitswert

Vorgehen bei der Auswertung der EKG-Kurve

Um eine saubere EKG-Auswertung zu erhalten, muss der Patient ruhig liegen. Ist dies der Fall, kann die EKG-Kurve sauber gemessen werden und auf signifikante Veränderungen überprüft werden.

Die Auswertung muss systematisch nach einem Schema erfolgen, um Fehlinterpretationen zu vermeiden.

Schema EKG-Auswertung

1. Herzfrequenz
2. Herzrhythmus
3. Lagetyp
4. Messung der Strecken (PQ-, QRS- und QT-Dauer)
5. Morphologie

Unauffälliges EKG

Der normale Rhythmus eines gesunden Herzes ist der sogenannte Sinusrhythmus. Ein unauffälliges EKG besteht dabei aus bestimmten Mustern. Folgende Merkmale sind entscheidend für ein normales EKG mit Sinusrhythmus: 1.16

1. Periodisch wiederkehrenden P-Wellen mit gleichmäßigem Abstand
2. Auf jede P-Welle folgt ein QRS-Komplex in festem Abstand

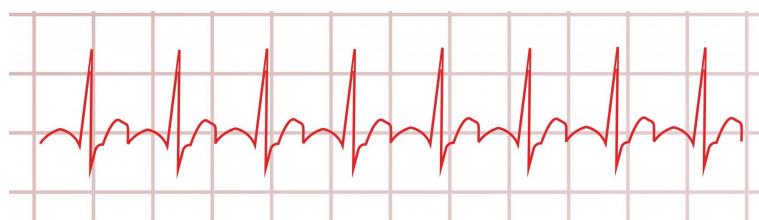


Abbildung 1.16: Unauffälliger EKG-Befund

Vorhofflimmern

Beim Vorhofflimmern ist der Herzschlag unregelmäßig und erkennbar schneller. Dies ist eine häufige Begleiterscheinung einer chronischen Herzschwäche. 1.17

Für Vorhofflimmern sind folgende Charakteristika maßgeblich:

1. Fehlende P-Wellen. Dafür ist eine gezackte Grundlinie zu sehen.
2. die Zeitabstände der einzelnen QRS-Komplexe sind völlig unregelmäßig, liegen entweder sehr dicht zusammen oder weisen große Abstände auf.

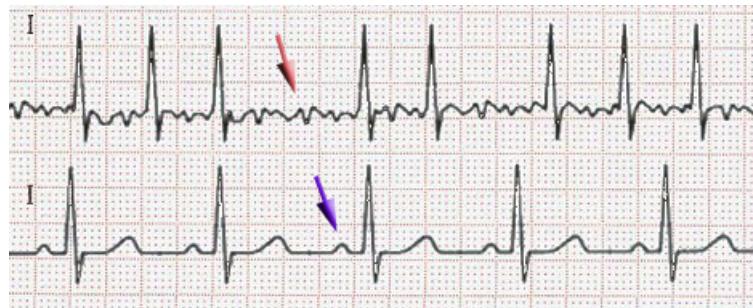


Abbildung 1.17: Vorhofflimmern EKG-Befund

Atrioventrikuläre Blockierungen (Überleitungsstörung)

Eine atrioventrikuläre Blockierung, meist auch als AV-Block bezeichnet, ist eine Überleitungsstörung im Bereich des AV-Knoten zwischen Vorhof (Atrium) und Herzkammer (Ventrikel).

Bei dieser Herzrhythmusstörung werden generell die elektrischen Impulse – je nach Ausmaß der ausgeprägten Blockierung des AV-Knotens – gar nicht oder nur noch mit einer Verzögerung im Reizleitungssystem weitergeleitet. Der zeitliche Abstand der einzelnen PQ-Intervalle wird immer länger. Auch der komplette Ausfall eines QRS-Komplexes ist möglich, so dass dieser auf dem EKG nicht zu sehen ist. Im Anschluss können wieder P-Wellen mit QRS-Komplexen folgen.

In Abhängigkeit von der Intensität des Blockbildes werden verschiedene Grade des AV-Blocks unterschieden:

AV-Block 1. Grades 1.18

1. verzögerte Überleitungszeit zwischen Vorhof und Kammer (PQ-Intervall auf > 200ms verlängert)
2. ein AV-Block 1. Grades ist in der Regel klinisch kaum relevant.

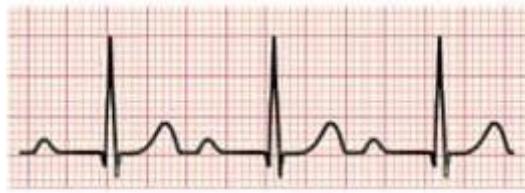


Abbildung 1.18: AV-Block 1. Grades

AV-Block 2. Grades

1. auf jede Herzaktion folgt ein länger werdendes PQ-Intervall zum kompletten Ausfall der Überleitung. Dabei unterscheidet man zwei Typen:
Mobitz-Typ I (Wenckebach-Block): 1.19
1. PQ-Intervall nimmt bei jedem Herzschlag zu hin zum Ausfall der Überleitung



Abbildung 1.19: AV-Block 2. Grades Typ I

Mobitz-Typ II: 1.20

1. PQ-Intervall bleibt konstant
2. es kann aber zum Ausfall der AV Überleitung kommen



Abbildung 1.20: AV-Block 2. Grades Typ II

AV-Block 3. Grades 1.21

1. die Überleitung von Vorhof zur Kammer ist komplett blockiert
2. unabhängiger Rhythmus von Vorhof und Kammer

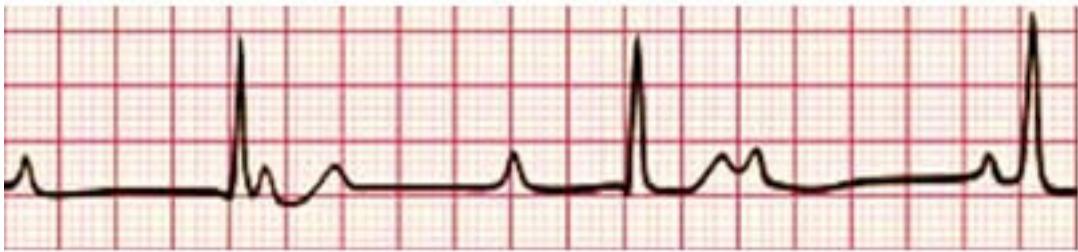


Abbildung 1.21: AV-Block 3. Grades

Sinustachykardie

Bei einer Sinustachykardie ist die Herzfrequenz mit über 100 Schlägen pro Minute deutlich erhöht. Für gewöhnlich schlägt ein gesundes Herz zwischen 60 und 80 Mal pro Minute. Für eine erhöhte Herzfrequenz können körperliche Belastung und psychische Erregung, darunter auch Stress verantwortlich sein; die Sinustachykardie ist hierbei physiologisch. Auch das Vorliegen und Pathologischen Ursachen können zu einer Sinustachykardie führen. Einige Beispiele sind hierfür unter anderem zu nennen:

1. Fieber
2. Hyperthyreose (Schilddrüsenüberfunktion)
3. Lungenembolie
4. Sepsis

Merkmale der Sinustachykardie: 1.22

1. Das EKG weist eine schnellere Wiederholung der EKG-Kurve auf.
2. P- und T-Wellen können miteinander verschmelzen und werden nur als eine Kurve wahrgenommen.

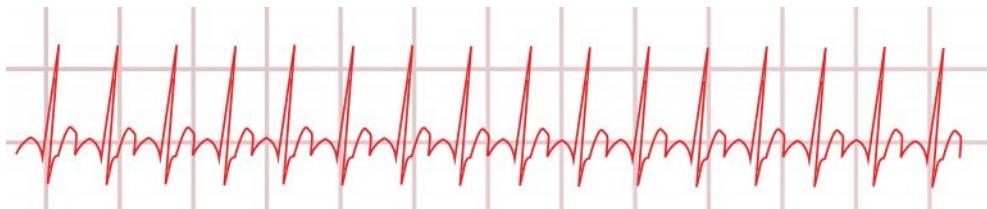


Abbildung 1.22: Sinustachykardie

Sinusbradykardie

Bei einer Sinusbradykardie liegt die Anzahl der Herzschläge unter dem Normalwert. Das Herz schlägt zu langsam, aber gleichmäßig - unter 60 Schlägen pro Minute. Durch die zu niedrige Herzfrequenz wird nicht ausreichend Blut in den Körperkreislauf gepumpt. Die Folge ist eine Unterversorgung mit Sauerstoff. Insbesondere die Versorgung des Gehirns kann nicht mehr gewährleistet sein. Gut trainierte Menschen können eine Sinusbradykardie mit einem Ruhewert von 50 Schlägen pro Minute aufweisen - hierbei

physiologisch. Folgende Erkrankungen können aber auch eine Sinusbradykardie zufolge haben. Einige Beispiele hierfür sind:

1. Hypothyreose (Schilddrüsenunterfunktion)
2. Hypothermie
3. Karotissinussyndrom
4. Sick-Sinus-Syndrom

Merkmale der Sinusbradykardie: 1.23

1. die P-Wellen verlaufen normal
2. das EKG weist eine langsamere Wiederholung der EKG-Kurve auf.

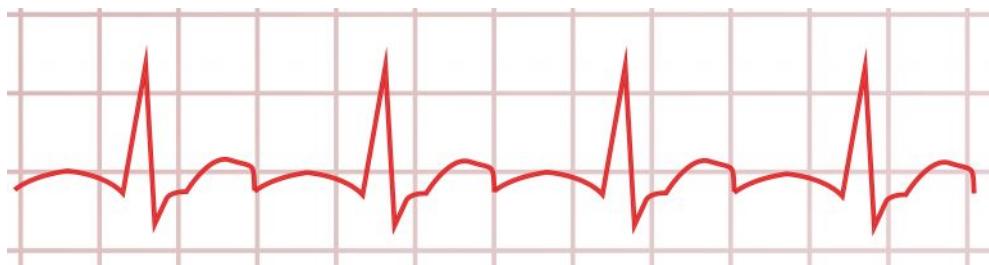


Abbildung 1.23: Sinusbradykardie

Herzinfarkt

Bei einem frischen Myokardinfarkt tritt eine überhöhte T-Welle auf. Dieses Symptom wird auch als „Erstickungs-T“ bezeichnet. Die ST-Hebung (Anhebung der ST-Strecke) zählt als Frühzeichen eines Infrakts. Sie verschmilzt oftmals mit der sich anschließenden T-Welle. Oft wird auch von einem ST-Hebungsinfarkt oder STEMI gesprochen. 1.24



Abbildung 1.24: Herzinfarkt

Quelle: <https://www.praktischarzt.de/untersuchungen/ekg/>

Eine niedrige Herzratenvariabilität steht für Stress und körperliche Belastung.

1.3.2 b)

Für die Analyse der EKG-, EDA- und RESP-Signale wurde Matlab verwendet, um Glättungsfilter „moving mean“ und die y-Achse zu normalisieren.

Das Signal für ein EKG mit Bewegung sah ursprünglich wie folgt aus 1.25:

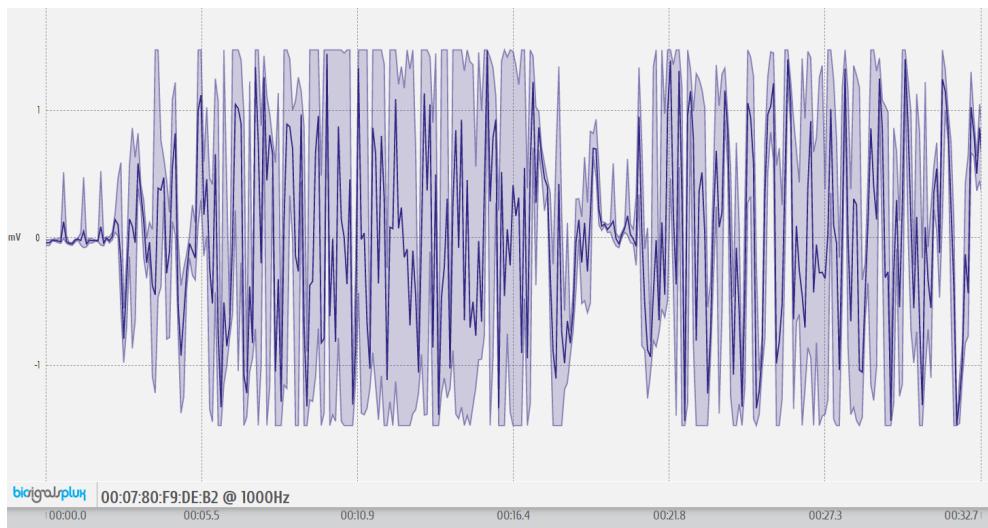


Abbildung 1.25: EKG Signal mit Bewegung

Nachdem das Signal 4 mal mit der moving-mean Methode geglättet wurde, sah das Signal so aus 1.26:

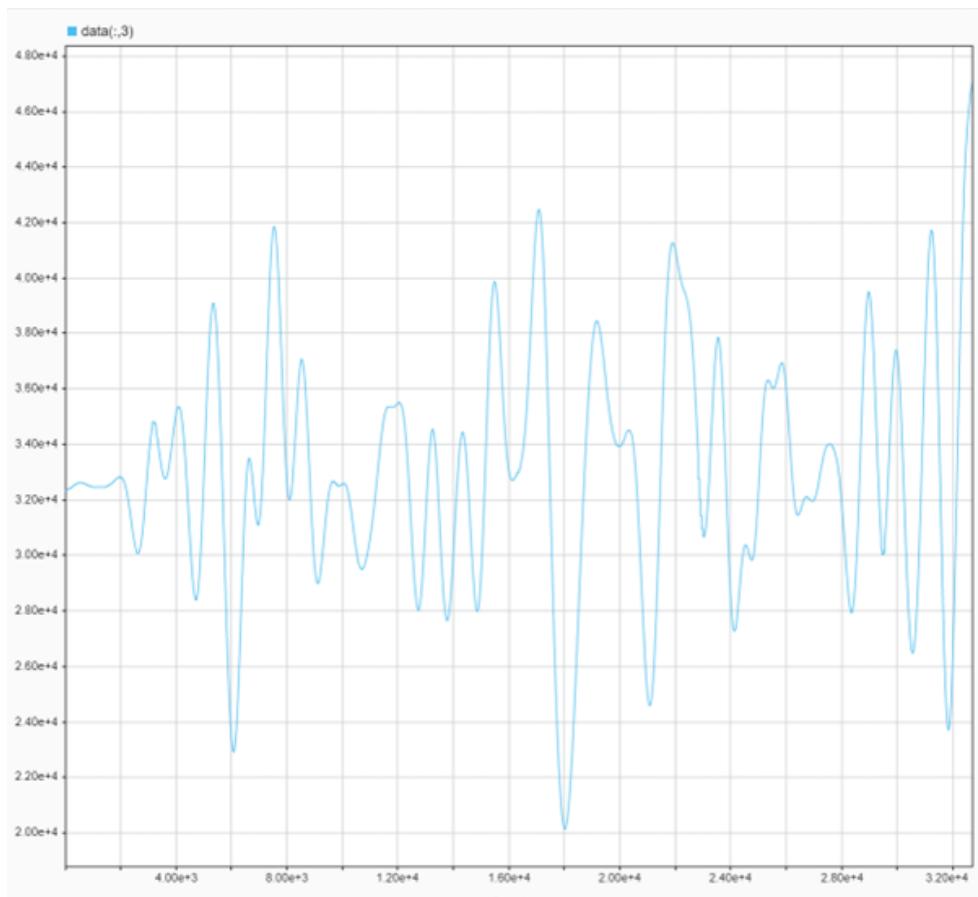


Abbildung 1.26: EKG Signal mit Bewegung nach Glättung

Das ursprüngliche EKG-Signal ohne Bewegung sah folgendermaßen aus 1.27:

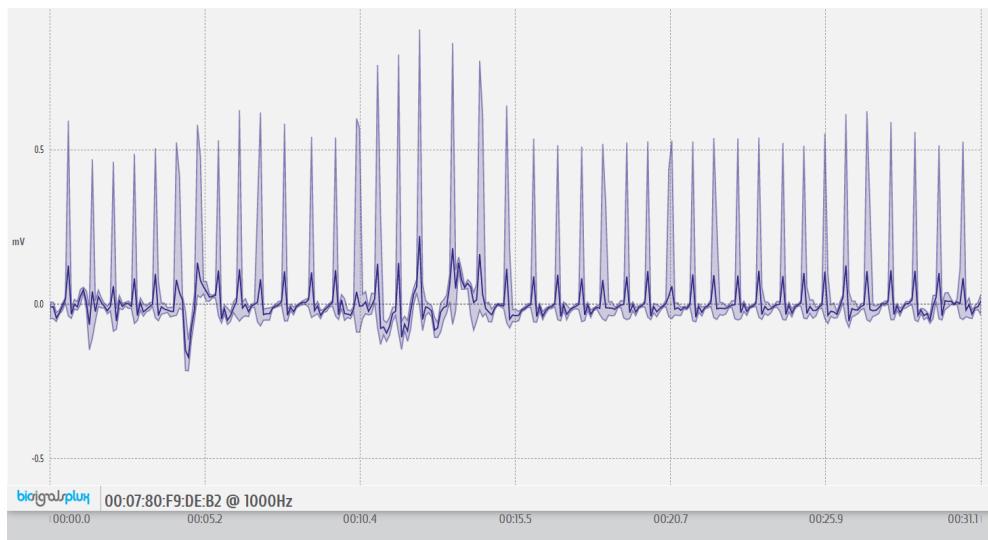


Abbildung 1.27: EKG Signal ohne Bewegung

Nachdem das Signal 5 mal geglättet wurde, sah das Signal so aus 1.28:

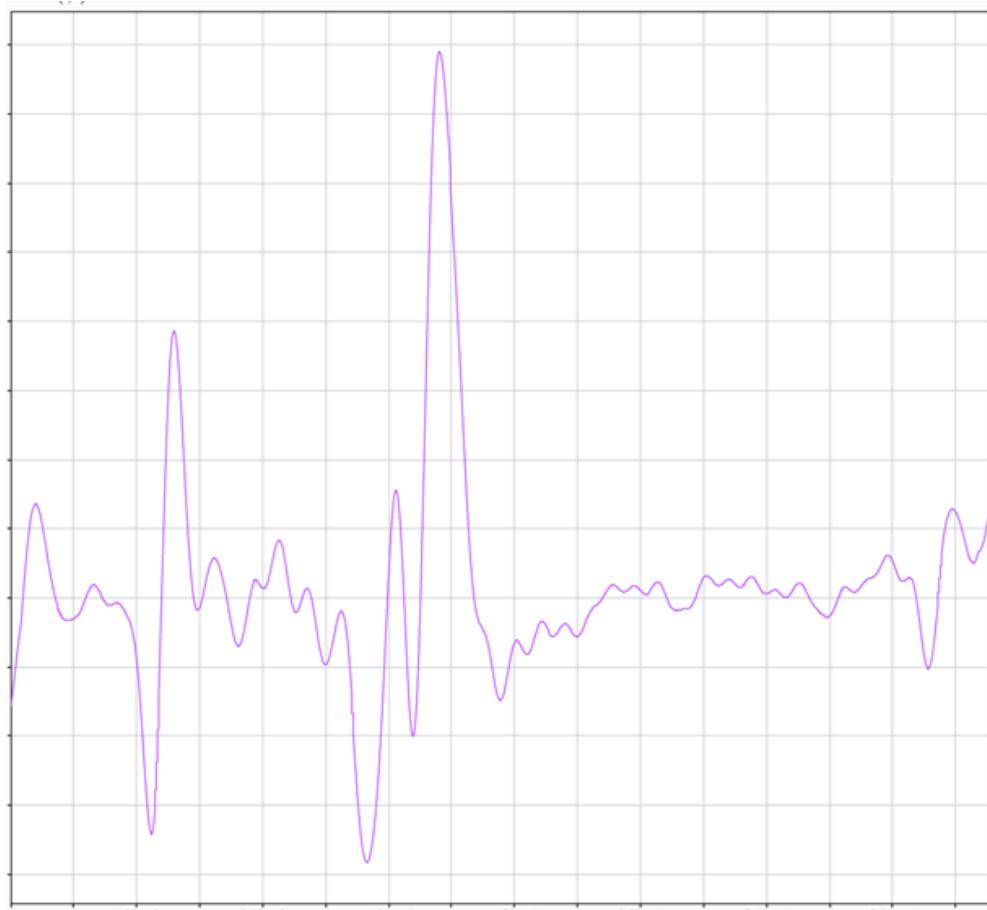


Abbildung 1.28: EKG Signal ohne Bewegung nach Glättung

Das ursprüngliche EDA-Signal (elektrodermale Aktivität) mit Bewegung sah wie folgt aus 1.29:

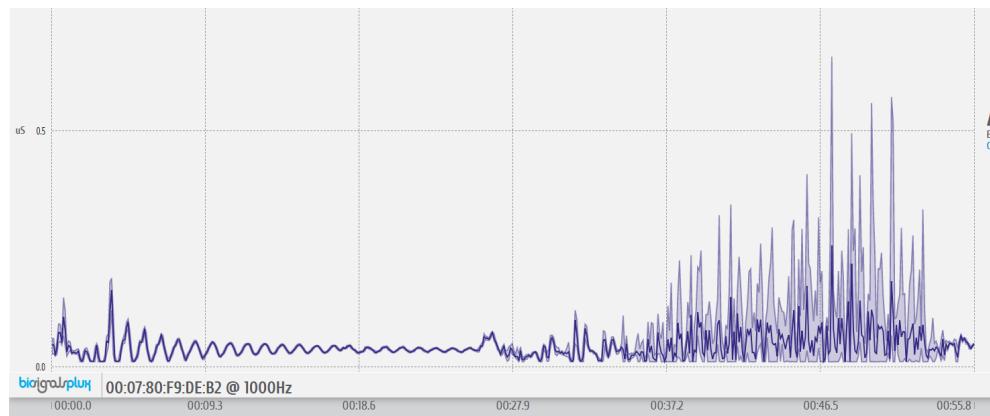


Abbildung 1.29: EDA Signal mit Bewegung

Nachdem das EDA-Signal 3 mal geglättet wurde, sah das Signal so aus 1.30:

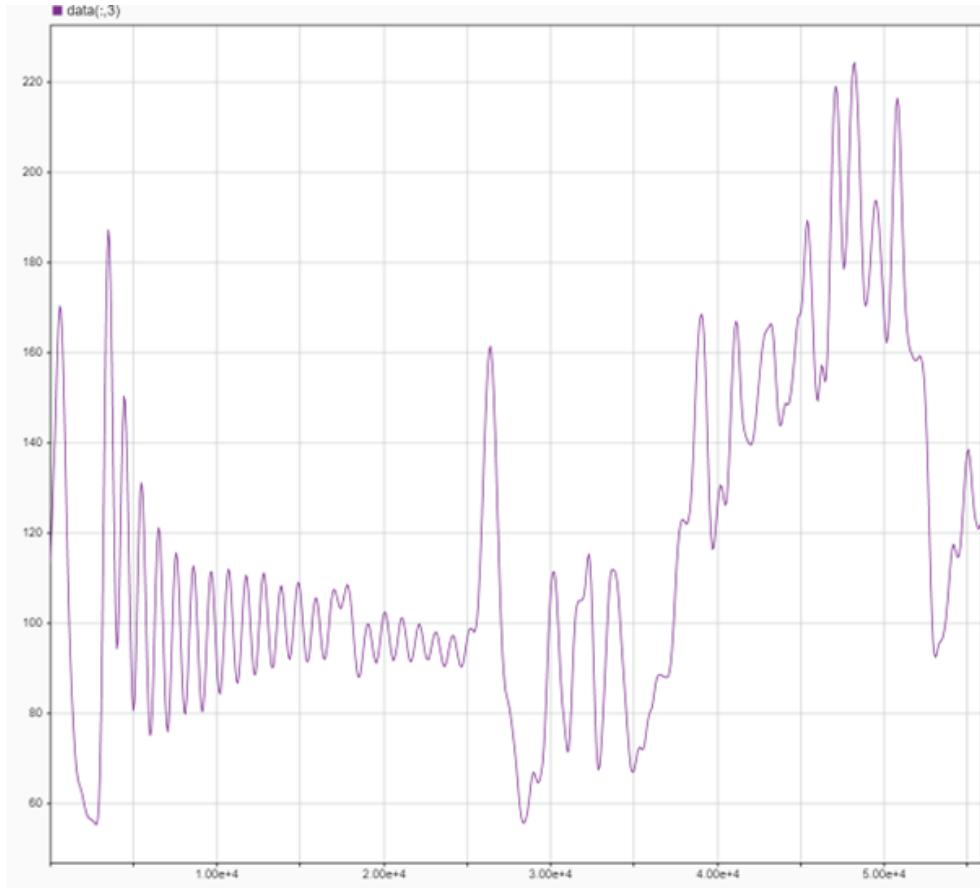


Abbildung 1.30: EDA Signal mit Bewegung nach Glättung

Das usprüngliche EDA-Signal ohne Bewegung sah folgendermaßen aus 1.31:

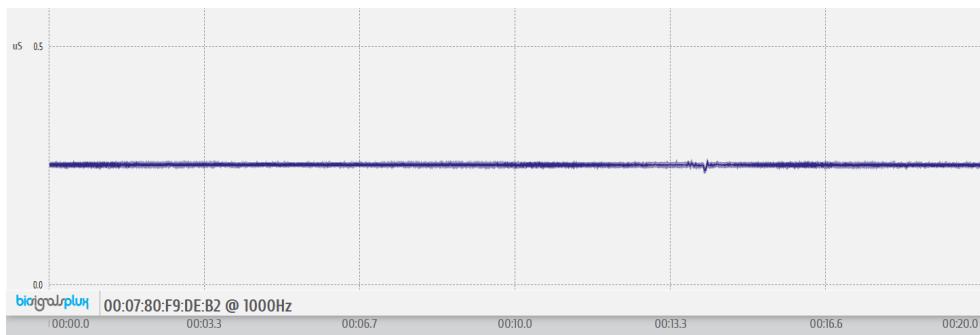


Abbildung 1.31: EDA Signal ohne Bewegung

Nachdem das Signal 3 mal geglättet wurde, sah das Signal so aus 1.32:

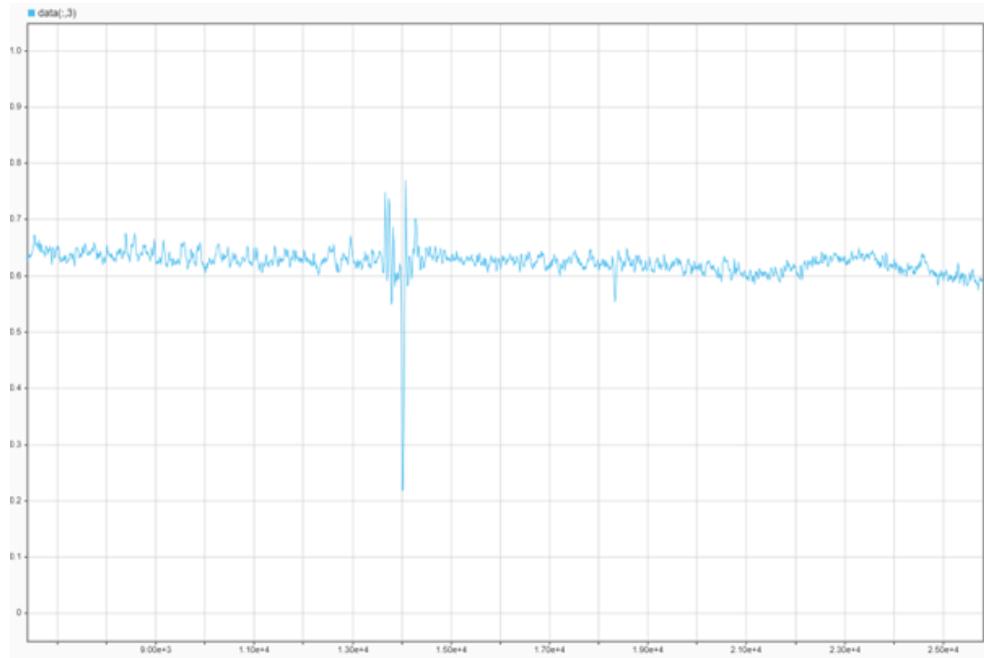


Abbildung 1.32: EDA Signal ohne Bewegung nach Glättung

Das ursprüngliche RESP-Signal (Atemfrequenz) mit Bewegung sah folgendermaßen aus 1.33:

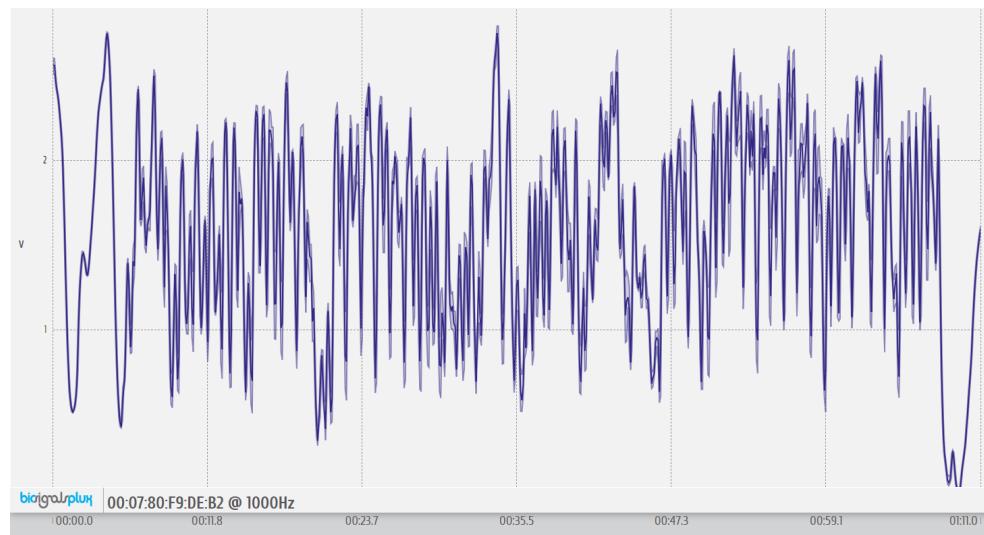


Abbildung 1.33: RESP Signal mit Bewegung

Nachdem das Signal 1 mal geglättet wurde, sah das Signal so aus 1.34:

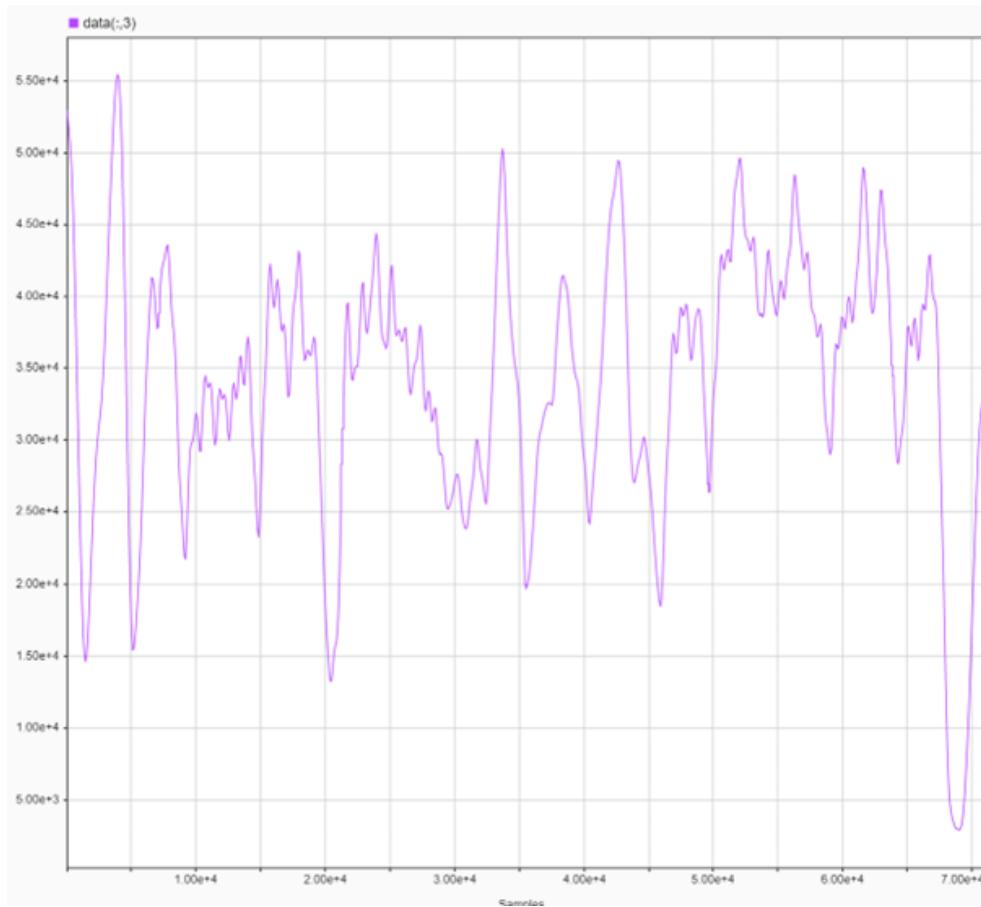


Abbildung 1.34: RESP Signal mit Bewegung nach Glättung

Das ursprüngliche RESP-Signal ohne Bewegung sah wie folgt aus 1.35:

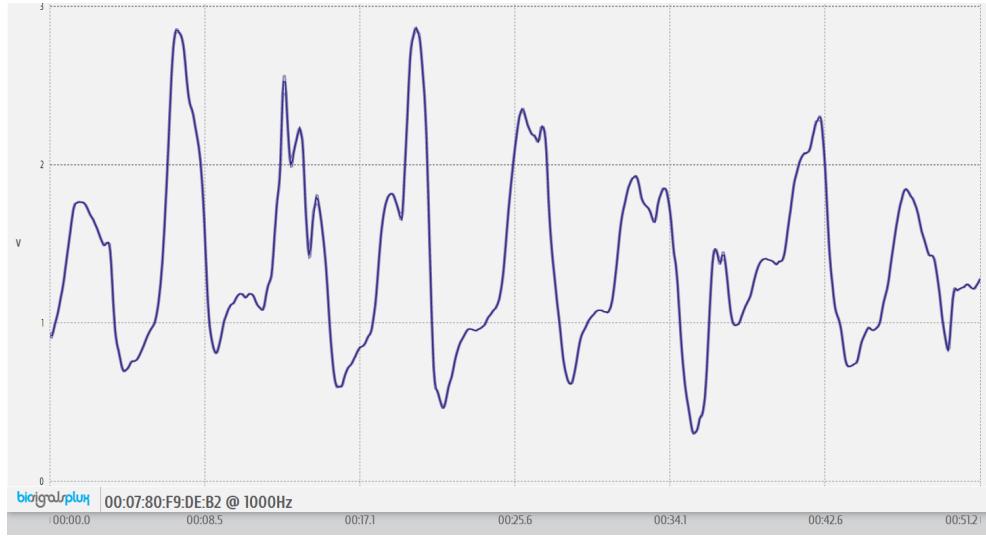


Abbildung 1.35: RESP-Signal ohne Bewegung

Das RESP-Signal ohne Bewegung wurde nicht geglättet, da sich das Signal verschlechtert hätte, jedoch sah es nach Normalisierung der y-Achse wie folgt aus 1.36:

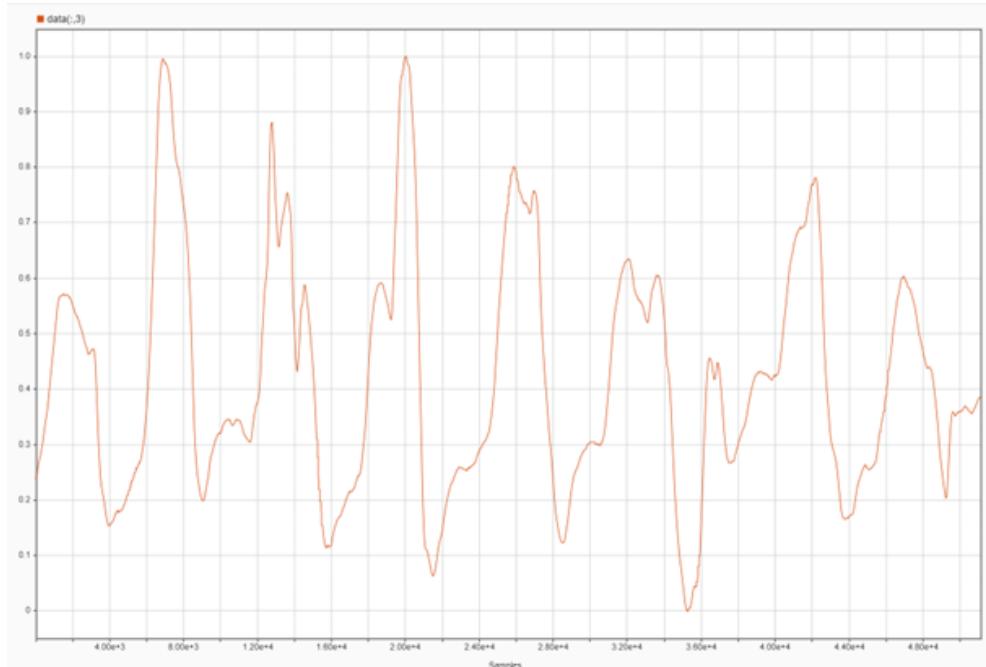


Abbildung 1.36: RESP-Signal ohne Bewegung nach Normalisierung

Die Signale wurden zusätzlich noch mit dem Analyse-Tool „Origin“ analysiert, es wurde der Lowess-Glättungsfilter sowie eine Baseline-Korrektur und Peak-Analyse durchgeführt.

Das EKG-Signal mit Bewegung sah nach Glättung mit dem Lowess-Glättungsfilter folgendermaßen aus 1.37:

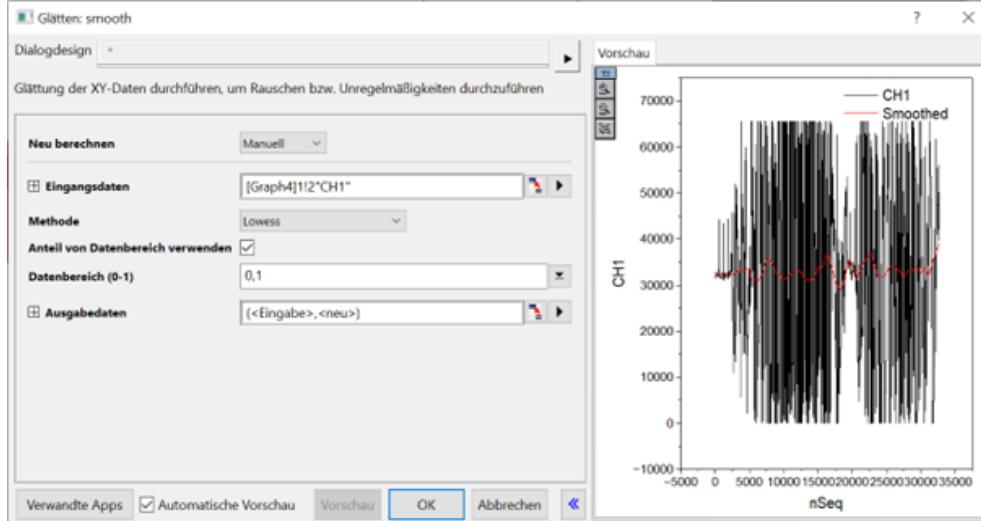


Abbildung 1.37: EKG-Signal mit Bewegung nach Glättung mit Origin

Nach der Glättung wurde die Baseline des Signals korrigiert und eine Peak-Analyse durchgeführt 1.38:

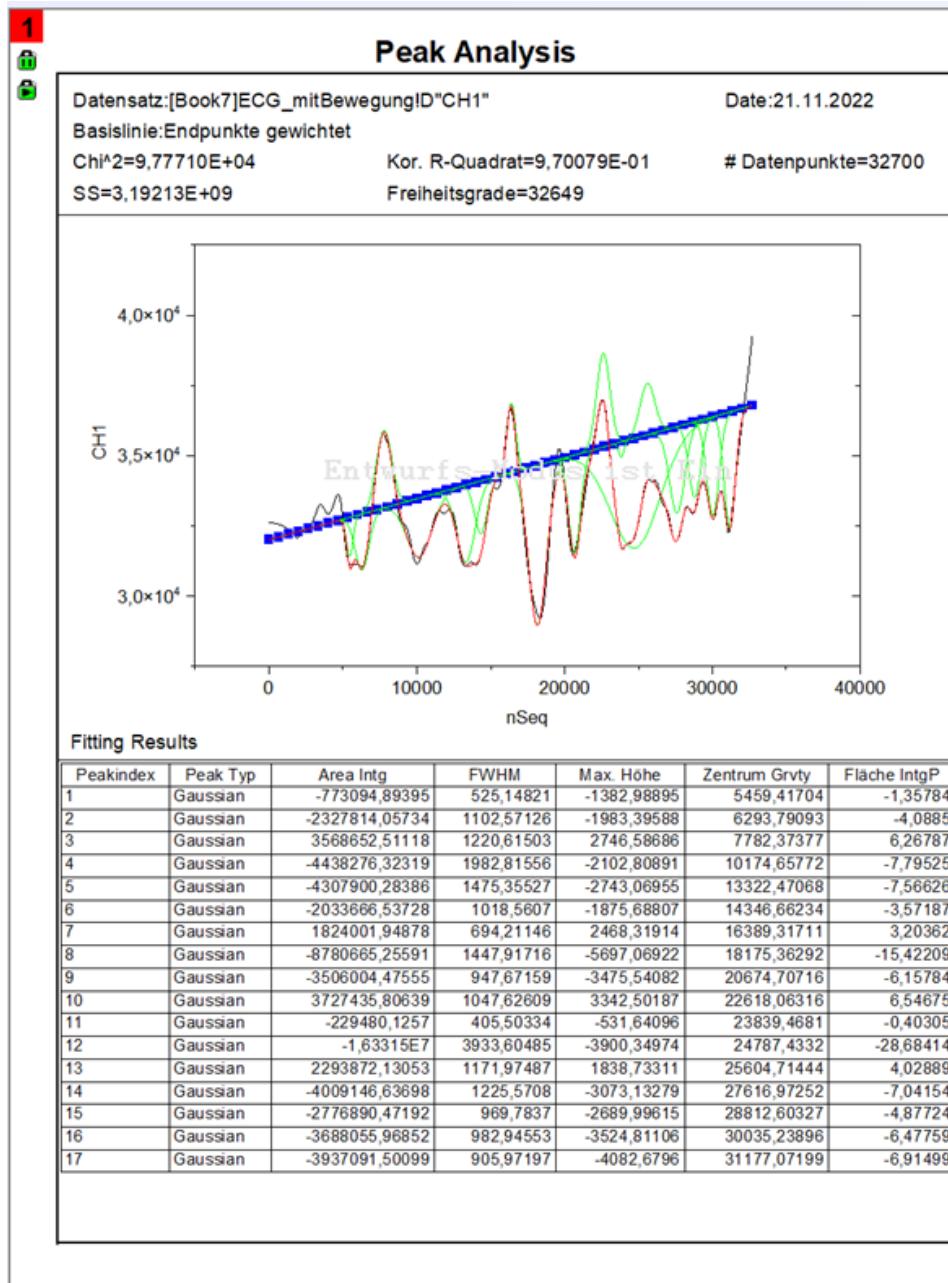


Abbildung 1.38: EKG-Signal mit Bewegung nach Baseline-Korrektur und Peak Analyse

Das neue Signal sieht wie folgt aus 1.39:

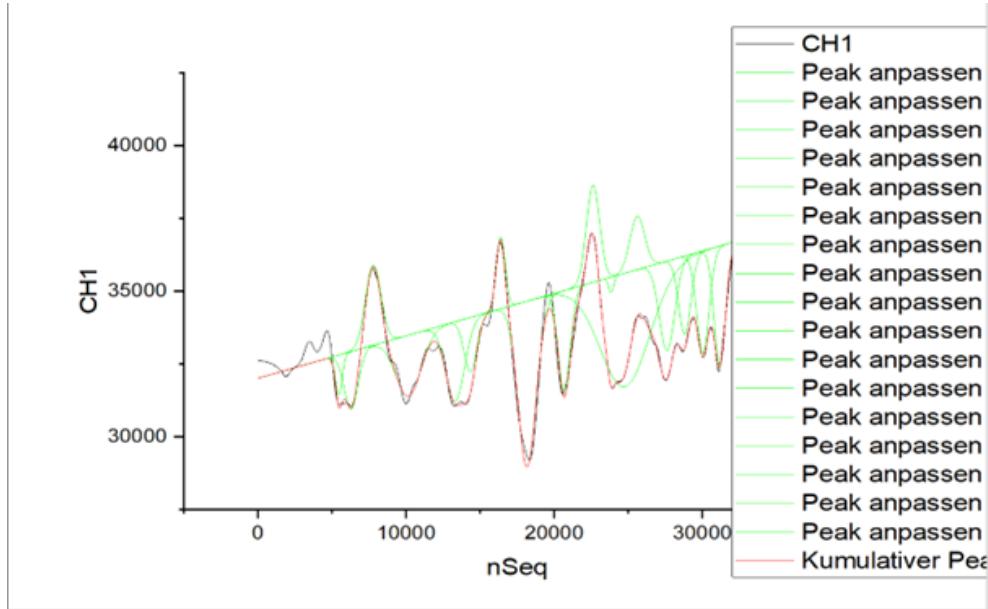


Abbildung 1.39: EKG-Signal mit Bewegung nach Korrekturen

Bei dem korrigierten Signal kann man erkennen, dass der Rhythmus der Herzfrequenz eher unregelmäßig ist, außerdem ist der Abstand zwischen den QRS-Signalen unterschiedlich lang. Somit ist die Herzratenvariabilität eher gering und ungleichmäßig. Der unregelmäßige Rhythmus lässt sich wahrscheinlich durch die Bewegung erklären. Hier wurde wahrscheinlich ein Belastungs-EKG durchgeführt.

Das EKG-Signal ohne Bewegung sah nach Glättung mit dem Lowess-Glättungsfilter folgendermaßen aus 1.40:

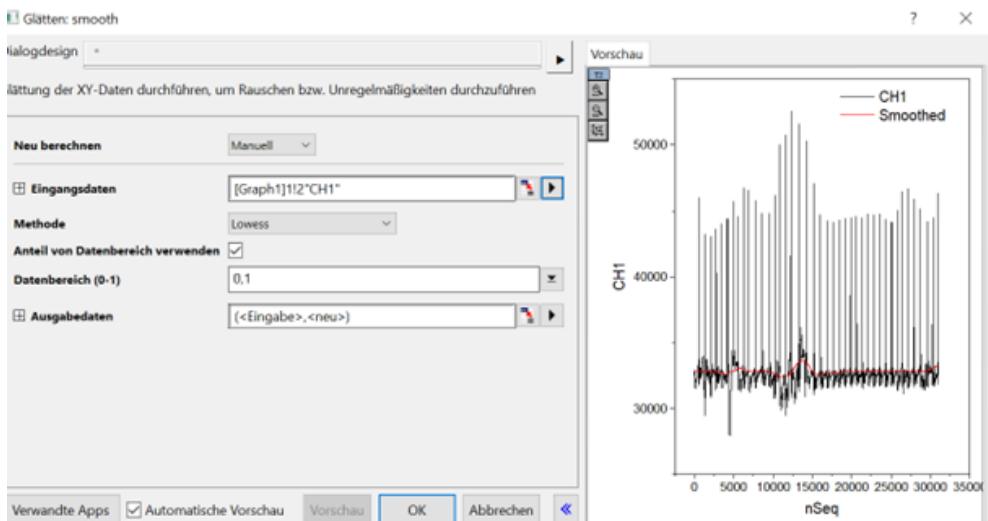


Abbildung 1.40: EKG-Signal ohne Bewegung nach Glättung mit Origin

Nach der Glättung wurde die Baseline des Signals korrigiert und eine Peak-Analyse durchgeführt 1.41:

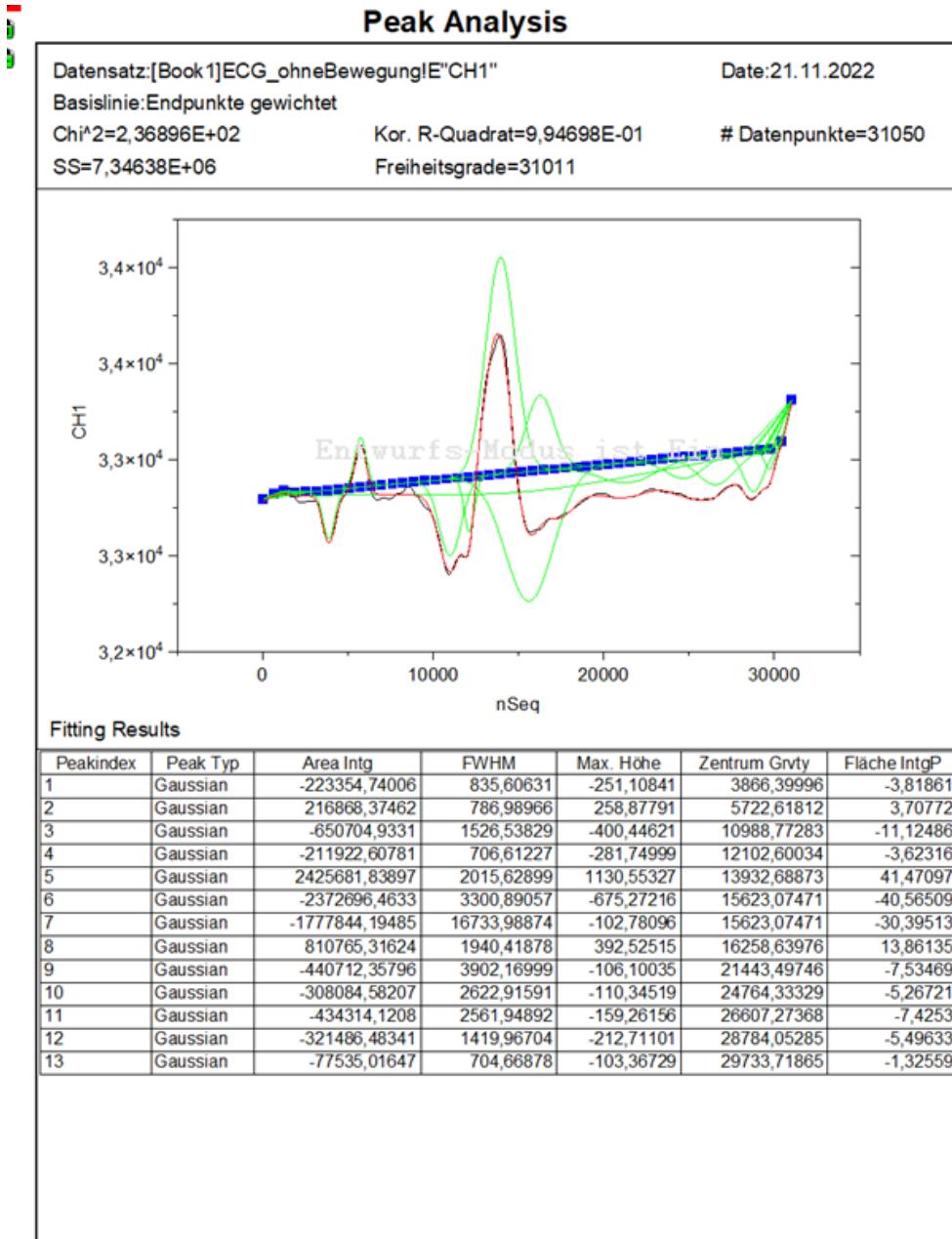


Abbildung 1.41: EKG-Signal ohne Bewegung nach Baseline-Korrektur und Peak Analyse

Das neue Signal sieht wie folgt aus 1.42:

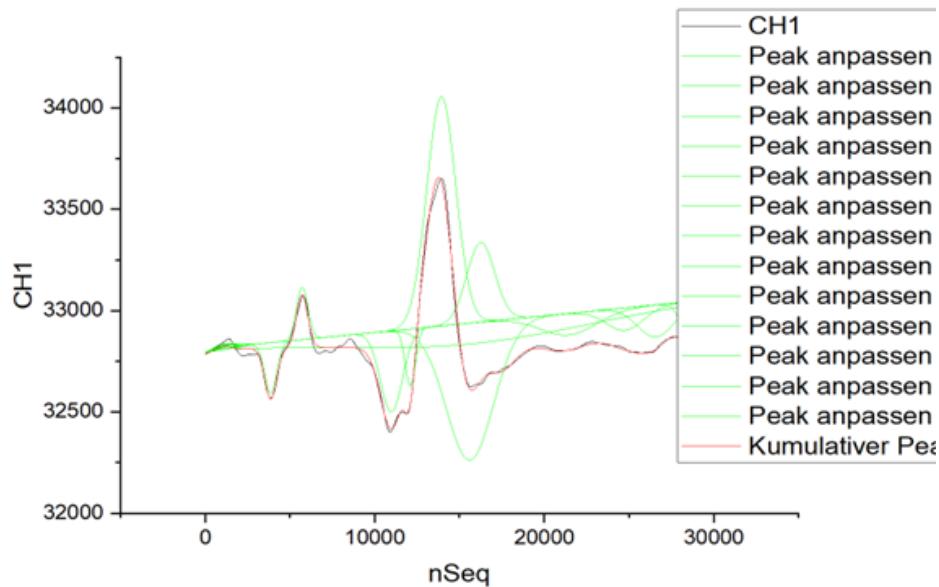


Abbildung 1.42: EKG-Signal ohne Bewegung nach Korrekturen

Das korrigierte EKG-Signal ohne Bewegung stellt eine normale T-Welle mit einem unauffälligen Rhythmus dar. Die P-Welle sowie das QRS-Signal sind normal. Die Herzratenvariabilität ist relativ hoch, da es sich um einen regelmäßigen Rhythmus und eine normale Herzfrequenz handelt.

Das EDA-Signal mit Bewegung sah nach Glättung mit dem Lowess-Glättungsfilter folgendermaßen aus 1.43:

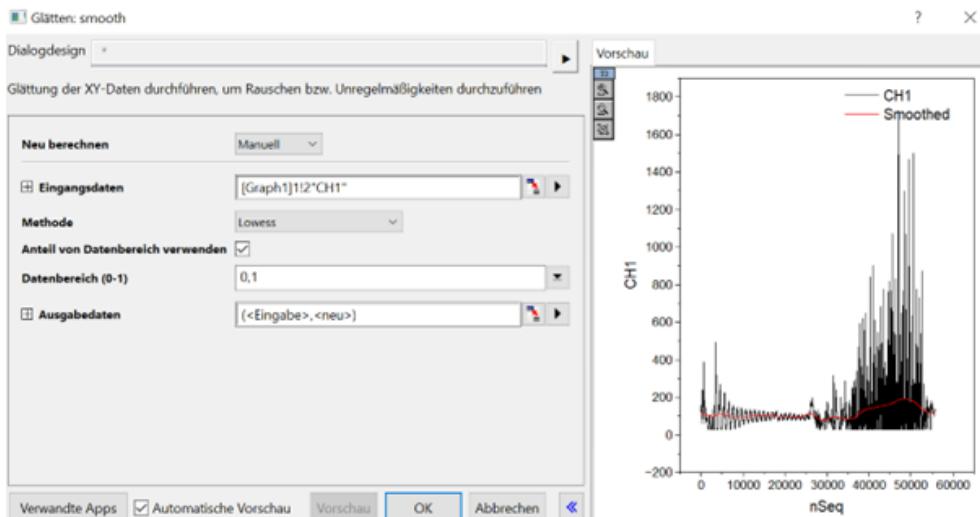


Abbildung 1.43: EDA-Signal mit Bewegung nach Glättung mit Origin

Nach der Glättung wurde die Baseline des Signals korrigiert und eine Peak-Analyse

durchgeführt 1.44:

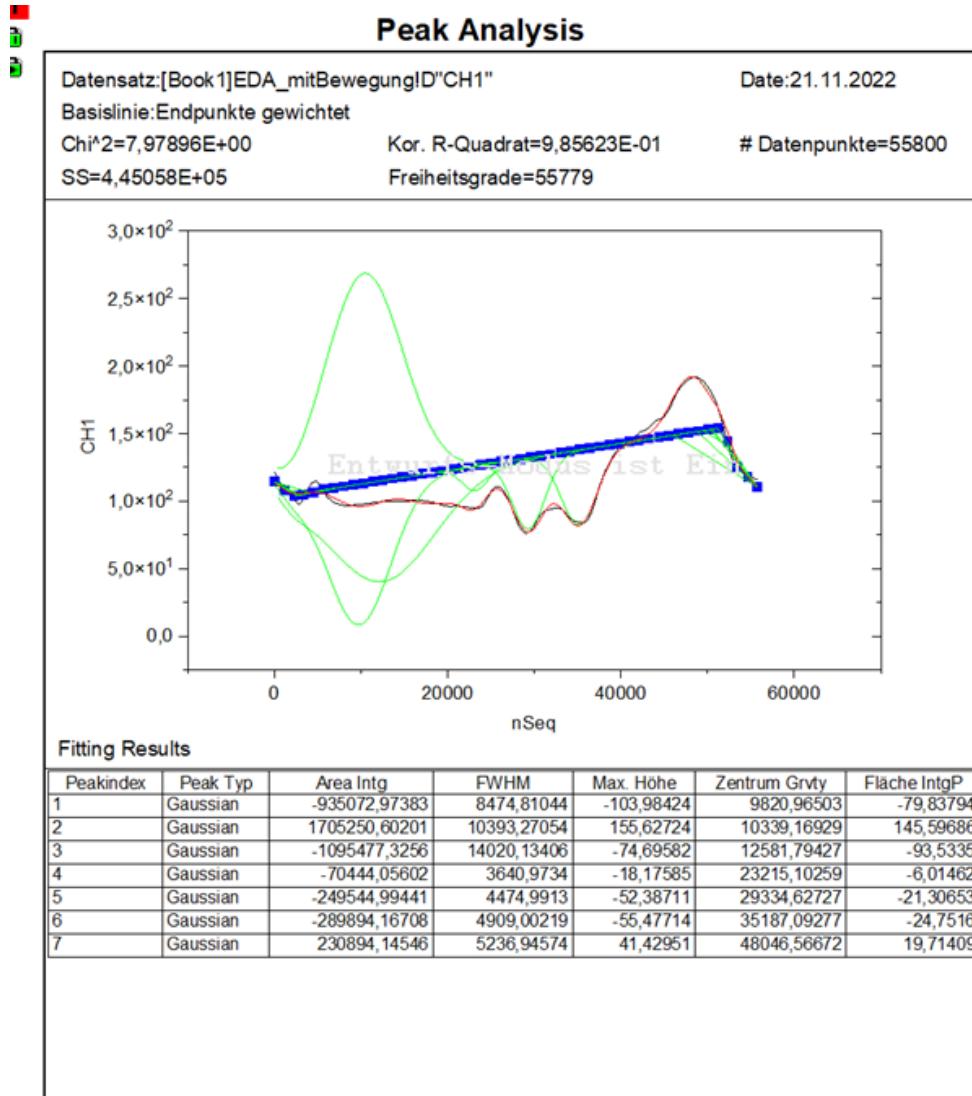


Abbildung 1.44: EDA-Signal mit Bewegung nach Baseline-Korrektur und Peak Analyse

Das neue Signal sieht wie folgt aus 1.45:

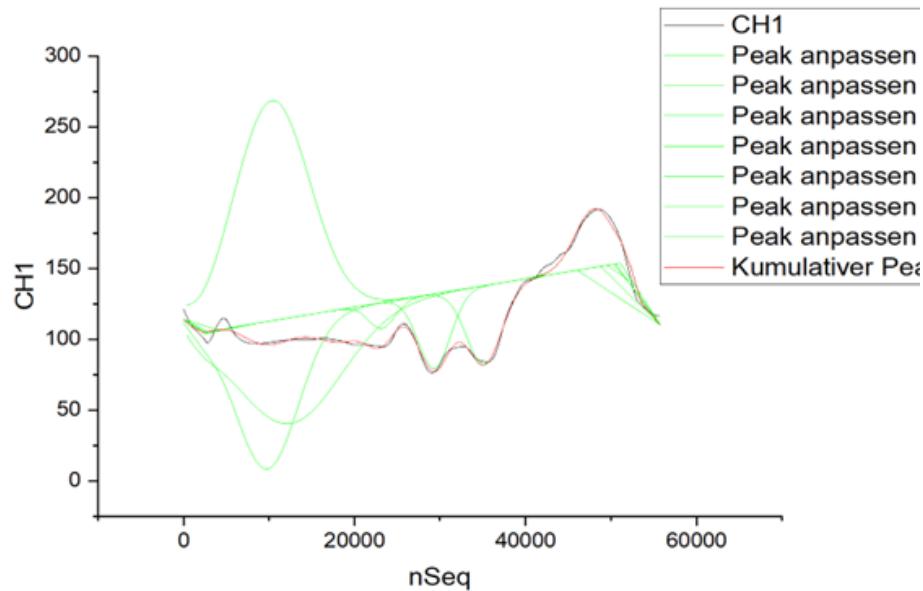


Abbildung 1.45: EDA-Signal mit Bewegung nach Korrekturen

Das korrigierte EDA-Signal mit Bewegung beschreibt die elektrodermale Aktivität der Haut. Diese wird beispielsweise durch Vergrößerung der Schweißdrüsen erhöht, wenn man nervös oder gestresst ist. Bei diesem Signal lässt sich erkennen, dass das Signal sehr rasch steigt, was vermutlich für Stress und Belastung steht.

Das EDA-Signal ohne Bewegung sah nach Glättung mit dem Lowess-Glättungsfilter folgendermaßen aus 1.46:

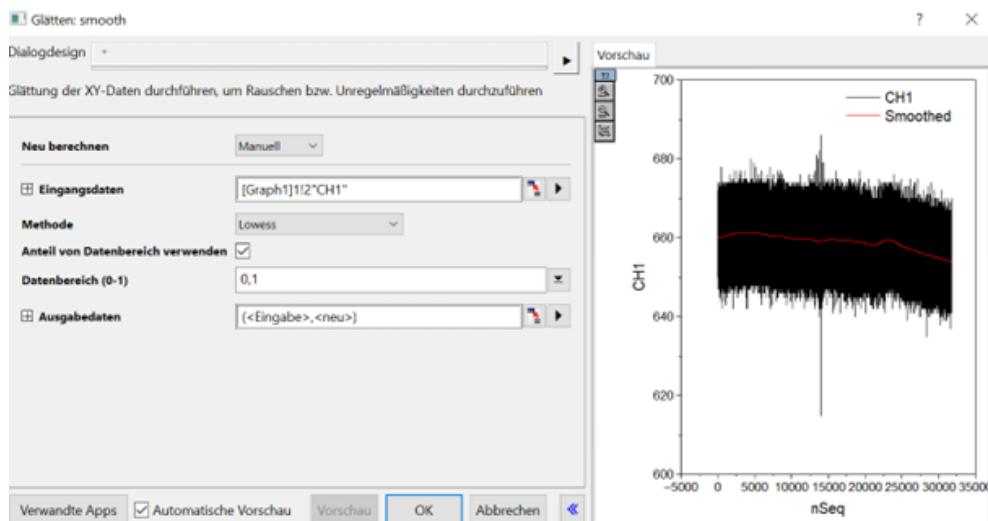


Abbildung 1.46: EDA-Signal ohne Bewegung nach Glättung mit Origin

Nach der Glättung wurde die Baseline des Signals korrigiert und eine Peak-Analyse

durchgeführt 1.47:

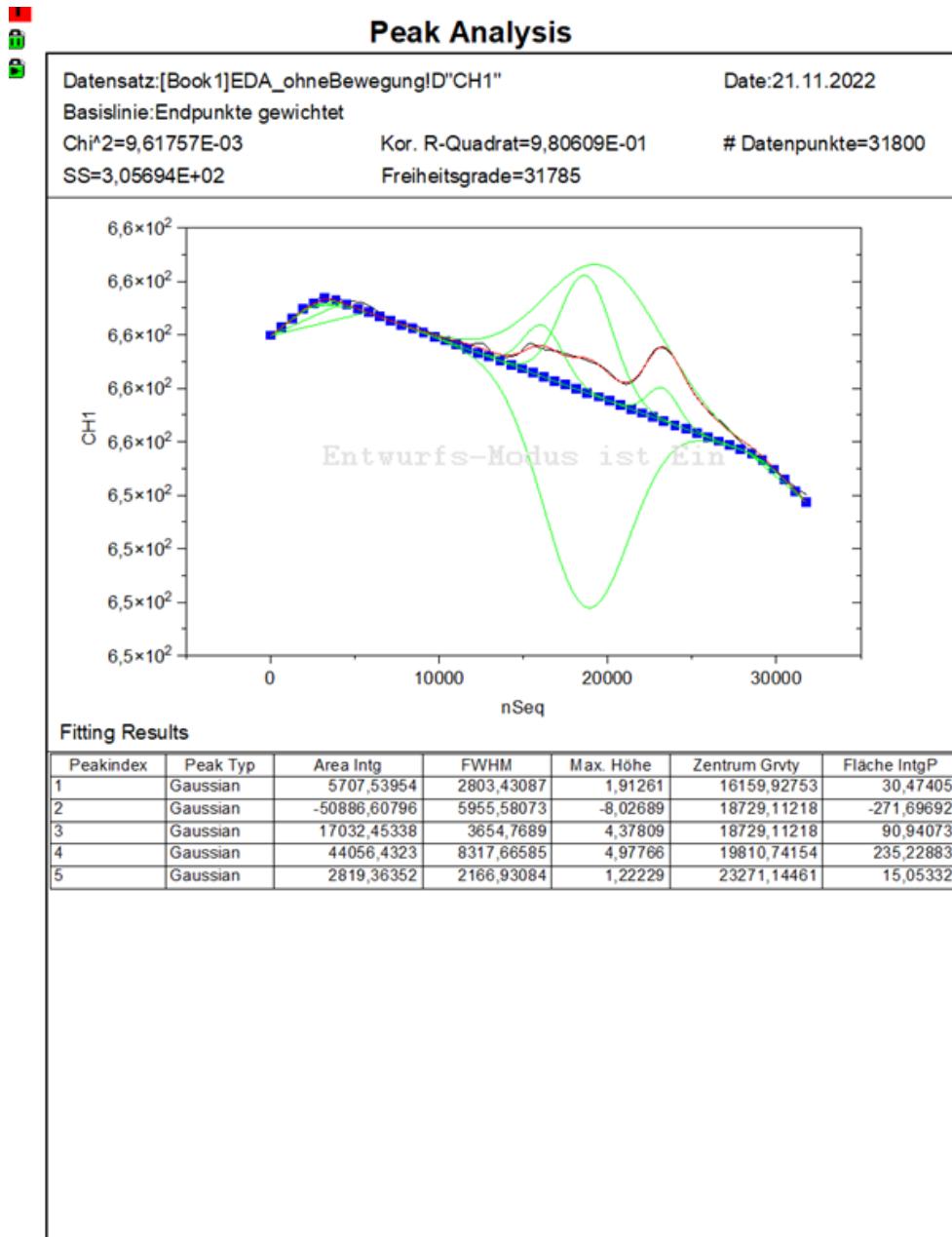


Abbildung 1.47: EDA-Signal ohne Bewegung nach Baseline-Korrektur und Peak Analyse

Das neue Signal sieht wie folgt aus 1.48:

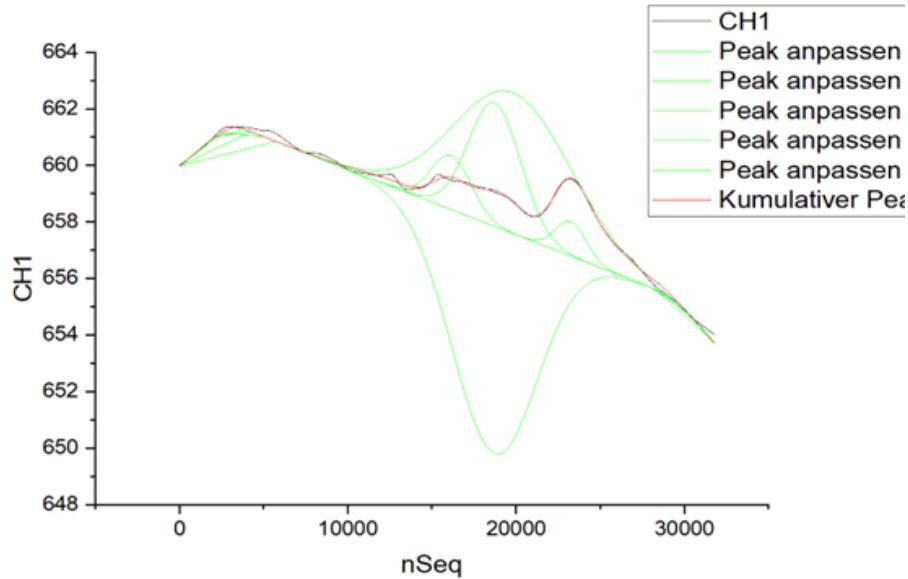


Abbildung 1.48: EDA-Signal ohne Bewegung nach Korrekturen

Das korrigierte EDA-Signal ohne Bewegung ist leicht abfallend und hat keine auffälligen Ausreißer. Da keine Bewegung vorliegt, ist die elektrodermale Aktivität der Haut wahrscheinlich relativ gleich bleibend oder leicht steigend bzw. abfallend.

Das RESP-Signal mit Bewegung sah nach Glättung mit dem Lowess-Glättungsfilter folgendermaßen aus 1.49:

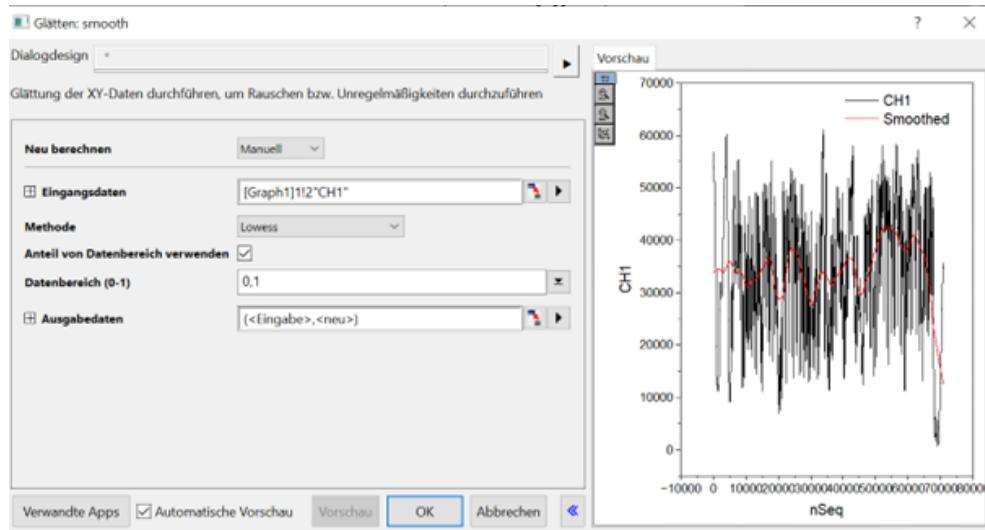


Abbildung 1.49: RESP-Signal mit Bewegung nach Glättung mit Origin

Nach der Glättung wurde die Baseline des Signals korrigiert und eine Peak-Analyse durchgeführt 1.50:

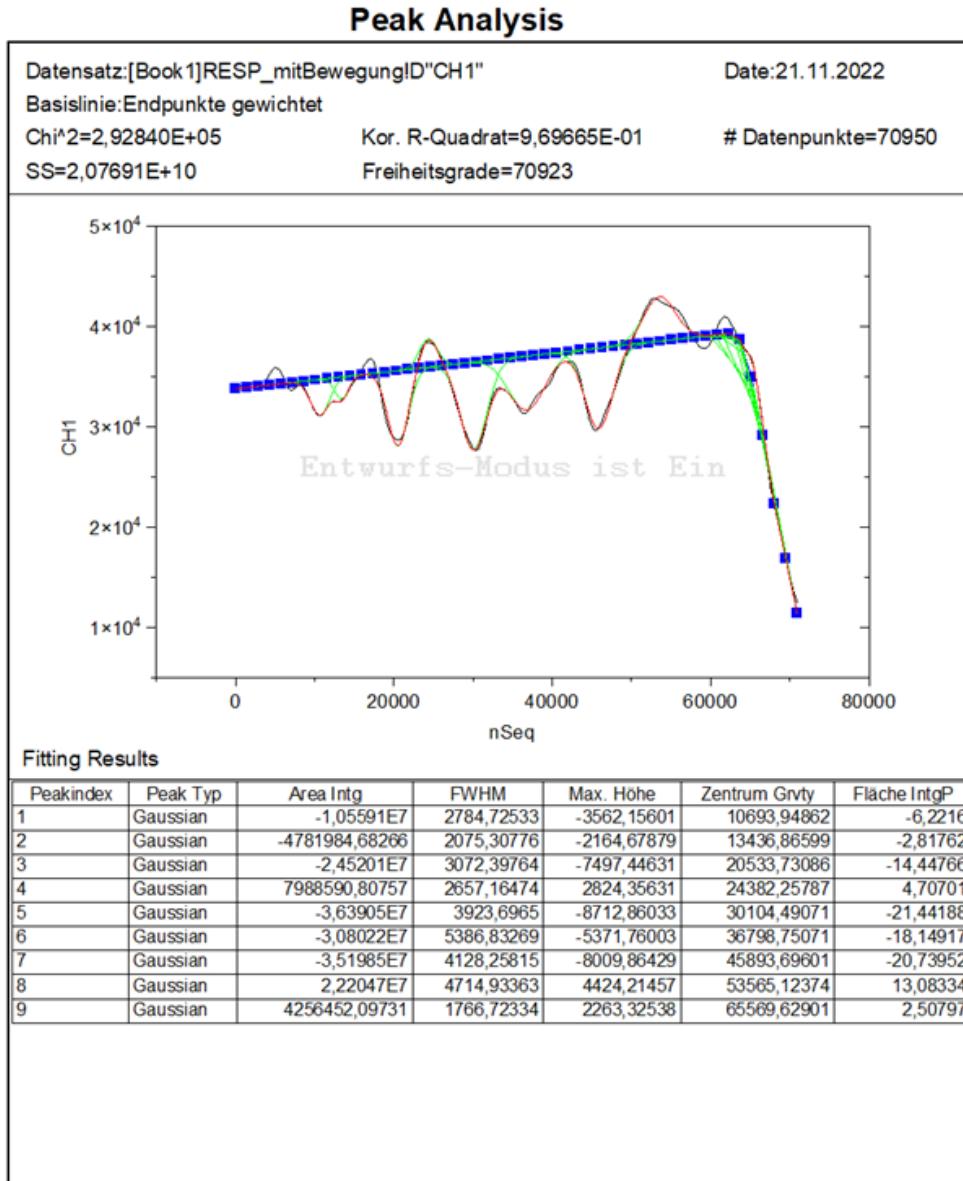


Abbildung 1.50: RESP-Signal mit Bewegung nach Baseline-Korrektur und Peak Analyse

Das neue Signal sieht wie folgt aus 1.51:

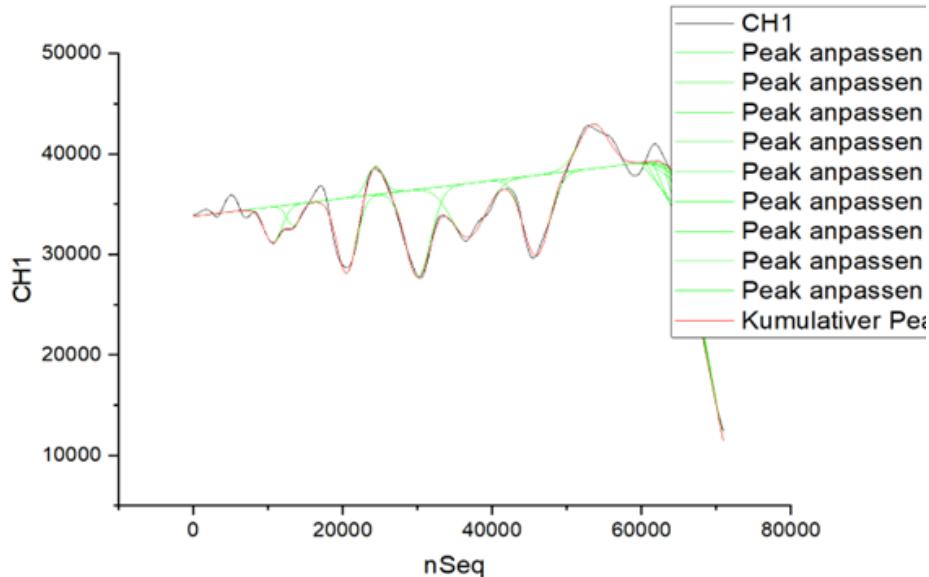


Abbildung 1.51: RESP-Signal mit Bewegung nach Korrekturen

Das korrigierte RESP-Signal mit Bewegung, welches die Atemfrequenz beschreibt, ist relativ ungleichmäßig, was für eine unregelmäßige Atmung steht. Durch Belastung durch Bewegung kann passieren, dass die Atmung eines Menschen unregelmäßig und schneller wird. Atemzüge können auch manchmal stärker oder weniger stark sein und unterscheiden sich auch dadurch in ihrer Gleichmäßigkeit.

Das RESP-Signal ohne Bewegung sah nach Glättung mit dem Lowess-Glättungsfilter folgendermaßen aus 1.52:

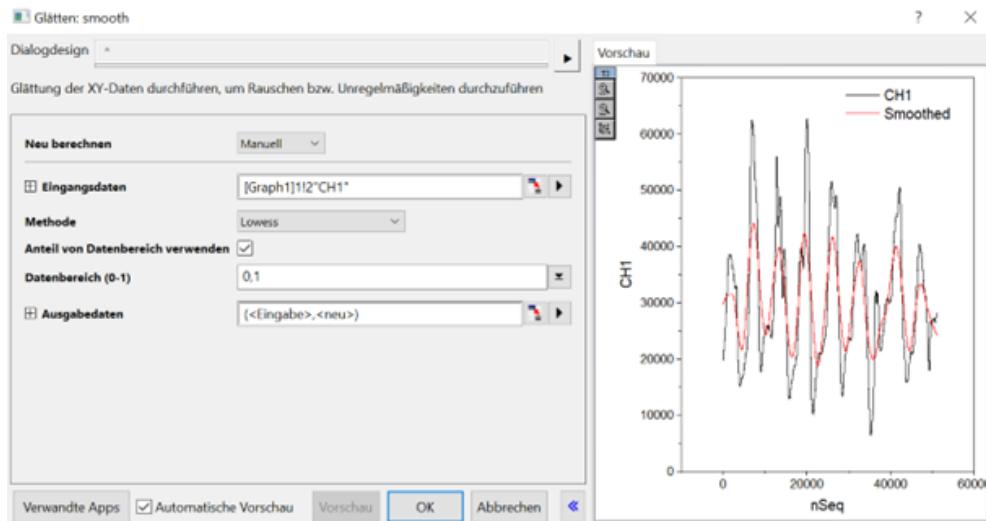


Abbildung 1.52: RESP-Signal ohne Bewegung nach Glättung mit Origin

Nach der Glättung wurde die Baseline des Signals korrigiert und eine Peak-Analyse durchgeführt 1.53:

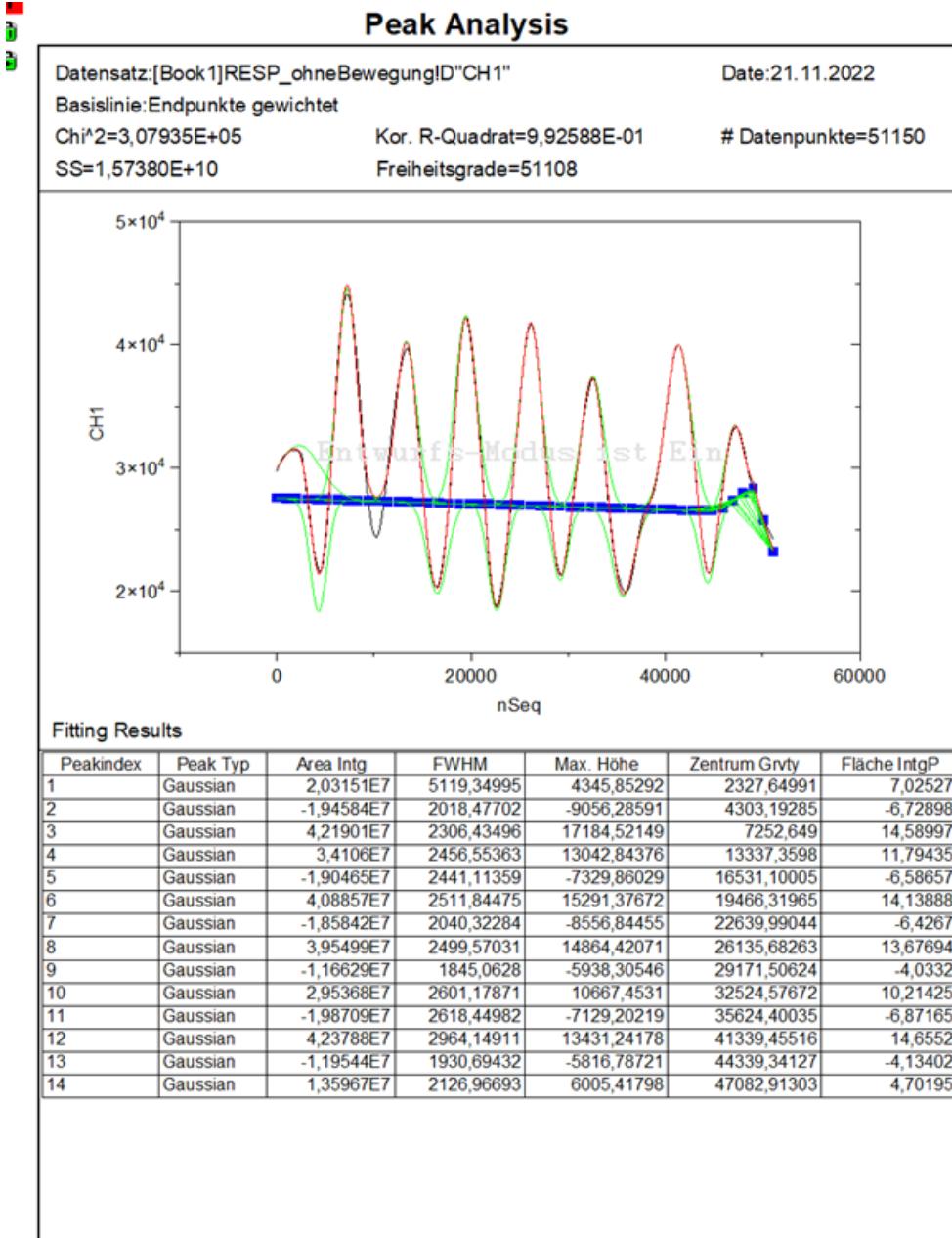


Abbildung 1.53: RESP-Signal ohne Bewegung nach Baseline-Korrektur und Peak Analyse

Das neue Signal sieht wie folgt aus 1.54:

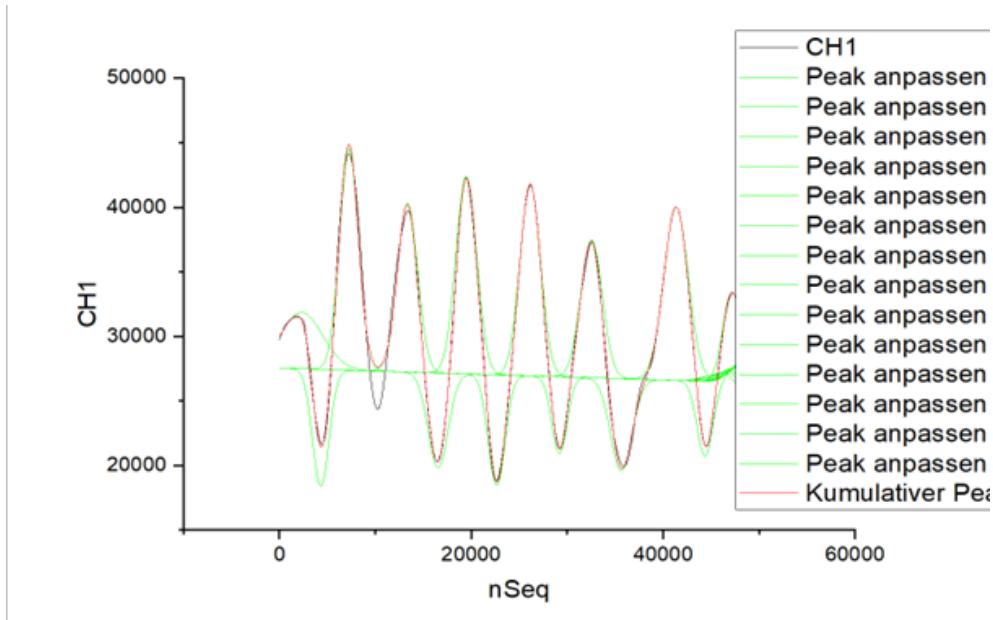


Abbildung 1.54: RESP-Signal ohne Bewegung nach Korrekturen

Das korrigierte RESP-Signal ohne Bewegung zeigt relativ gleichmäßige, gleich starke und regelmäßige Atemzüge, was für Entspannung und ruhige Atmung steht.

1.3.3 c)

Die Herzratenvariabilität (HRV) beschreibt die Änderung der Abstände zwischen jeweils 2 Herzschlägen. Sie wird dabei in Millisekunden (also dem Tausendstel einer Sekunde) gemessen. Je größer die Variabilität (das heißt je unterschiedlicher die einzelnen Abstände voneinander sind), desto besser. Ohne tiefere Kenntnisse würde man annehmen, dass es gut ist, wenn das Herz möglichst gleichmäßig schlägt. In Wahrheit ist aber genau das Gegenteil der Fall - doch warum? Jeder Mensch hat in seinem Körper eine Vielzahl an Sensoren, die für die Steuerung des Herzens wichtige Rückmeldungen liefern, um den gesamten Körper optimal mit Blut zu versorgen. Über das vegetative Nervensystem wird dann der Herzschlag in seiner Abfolge beeinflusst. Wenn diese Einflussnahme gut funktioniert entsteht eine starke Variation der Herzschlagabstände und zeigt Entlastung an. Funktioniert diese Feinsteuering schlecht oder kaum, dann ist der Organismus belastet.

Stress, Alkohol, Übertraining, Nikotin, Koffein, keine oder mangelnde, Bewegung, Übergewicht, während und direkt nach körperlicher Belastung haben einen negativen Einfluss auf die HRV. Durch diese Faktoren wird sie kleiner.

Gesunde Ernährung, ausgeglichenes Leben, regelmäßiger Sport, genügend Erholungszeiten haben einen positiven Einfluss auf die HRV, wodurch diese vergrößert wird.

Daraus lässt sich ableiten, dass bei den Messungen von EKG, EDA und RESP mit Bewegung eine kleinere HRV vorliegt, da die Person unter Belastung stand. Bei den Messungen ohne Bewegung kann man erkennen, dass die Signale regelmäßiger sind, wodurch sich eine höhere HRV ableiten lässt, da sich die Person in Ruhezustand befand.

1.4 RL-Deconvolution

1.4.1 a)

Aufgabe war es die Richardson-Lucy Deconvolution umzusetzen. Als Filterkern wurde der Meanfilter vorausgesetzt und als Radius 1.

Zuerst wird das Zwischenbild ct berechnet, indem das guess Bild mit dem Meankernel gefalten wird. Dies geschieht für jede Iteration. Danach wird der Unterschied jedes einzelnen Pixels des guess Bildes und dem zu verbesserten Bild gemessen, indem jeder Wert des Eingangsbildes mit dem Zwischenbild dividiert wird. Um sicherzustellen das nicht durch 0 dividiert wird, werden beide Werte um 1 erhöht. Anschließend wird das aus der Division entstandenen Bild mt mit dem meankernel gefalten. Anschließend wird jedes Pixel im guess Bild aktualisiert, indem das derzeitige guess Bild mit dem gefalteten mt Bild multipliziert wird.

```

1 private double[][] RDL(double[][] original, double[][] kernel, int width, int height
, int radius, int iterations) {
2     double[][] guess = lenaImage();
3     //monoImage(width, height, 127)
4     //randomImage(width, height);
5     // lenaImage();
6     // initialImage(original, width, height, kernel, radius);
7
8     double[][] ct;
9     double[][] mt = new double[width][height];
10    double[][] help;
11
12    for (int iter = 0; iter < iterations; iter++) {
13
14        ct = ConvolutionFilter.convolveDoubleNorm(guess, width, height, kernel,
radius);
15
16        for (int x = 0; x < width; x++) {
17            for (int y = 0; y < height; y++) {
18                mt[x][y] = (original[x][y] + 1) / (ct[x][y] + 1);
19            }
20        }
21        help = ConvolutionFilter.convolveDoubleNorm(mt, width, height, kernel,
radius);
22        for (int x = 0; x < width; x++) {
23            for (int y = 0; y < height; y++) {
24                guess[x][y] = guess[x][y] * help[x][y];
25            }
26        }
27    }
28    return guess;
29 }
```

1.4.2 b)

Für jedes Bild wurden 5 Iterationen angegeben. Für die verschiedenen g0 Bilder wurden 4 Methoden geschrieben, die erste gibt ein vollständig Graues Bild zurück. Dabei war das Ausgangsbild frei von Artefakten.

```

1 private double[][] monoImage(int width, int height, int value) {
2     double[][] monoImage = new double[width][height];
3     for (int i = 0; i < width; i++) {
4         for (int y = 0; y < height; y++) {
5             monoImage[i][y] = value;
6         }
7     }
8     return monoImage;
9 }
```

Programm 1.4: Generiert ein vollständig Graues Bild.

Die zweite Methode befüllt ein Array mit Random Werten zwischen 0 und 255. Das daraus resultierende Ausgangsbild ist in den hellen Bereichen stark unkenntlich geworden. Es wirkt als starkes Rauschen.

```

1 private double[][] randomImage(int width, int height) {
2     double[][] randomImage = new double[width][height];
3     Random rn = new Random();
4
5     for (int i = 0; i < width; i++) {
6         for (int y = 0; y < height; y++) {
7             randomImage[i][y] = rn.nextInt(255);
8         }
9     }
10    return randomImage;
11 }
```

Programm 1.5: Generiert ein zufälliges Bild.

Die nächste Methode holt sich das Graustufenbild von Clown als Input und wandelt dieses in ein double[][], um. Damit das Bild verwendet werden konnte wurde es zuerst in ein 8-bit Bild umgewandelt und ein Resampling wurde angewendet, bis der Clown die gleiche Größe wie das Eingangsbild hat. Und dann abgespeichert. Das daraus Resultierende Ausgangsbild weiß Spuren von den Kanten von dem Clown auf.

```

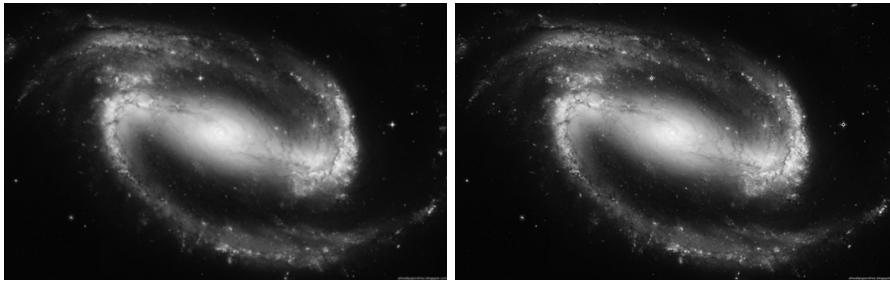
1 private double[][] inputImage() {
2     ImagePlus imp = new ImagePlus("C:\\\\Users\\\\carol\\\\Documents\\\\Master\\\\
3         SignalBildverarbeitung\\\\UE_1b\\\\1.8\\\\clown.png");
4     ImageProcessor ipL = imp.getProcessor();
5     byte[] pixels = (byte[]) ipL.getPixels();
6     int width = ipL.getWidth();
7     int height = ipL.getHeight();
8
9     int[][] inDataArrInt = ImageJUtility.convertFrom1DByteArr(pixels, width, height)
10    ;
11    double[][] lenaImg = ImageJUtility.convert.ToDoubleArr2D(inDataArrInt, width,
12        height);
10
11    return lenaImg;
12 }
```

Programm 1.6: Generiert den Clown als zweidimensionales double Array.

Als letztes wurde das guess Bild mit dem gefaltetenem Eingangsbild initialisiert. Das Ausgangsbild ist frei von Artefakten und ist daher eine von den beiden besten Ausgaben.

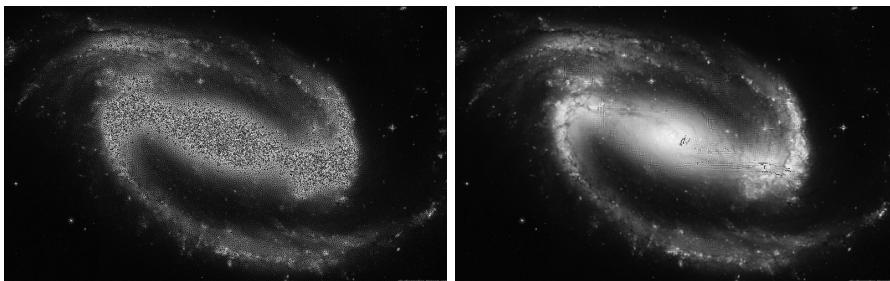
```

1 private double[][] initialImage(double[][] original, int width, int height, double
2     [][] kernel, int radius) {
3     double[][] result = ConvolutionFilter.convolveDoubleNorm(original, width, height
4         , kernel, radius);
5     return result;
6 }
```



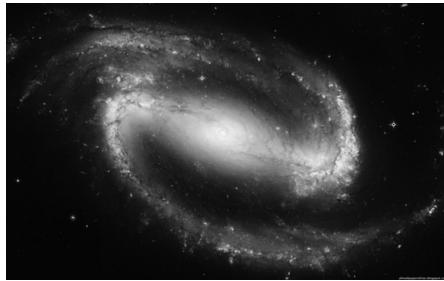
(a) Unscharfes Eingangsbild mit Mean Filter

(b) Ausgangsbild mit eintönig Grauen g0



(c) Ausgangsbild mit random Werten [0, 255] als g0

(d) Ausgangsbild mit Clown als q0



(e) Ausgangsbild mit gefaltetem Eingangsbild

1.4.3 c)

Die Methode musste dagegen nicht verbessert werden, weil bereits zuvor bei der Berechnung von mt jeder Wert mit Eins addiert wird und somit das Problem der Division durch 0 gar nicht auftrat.

Als Test wurde ein einfarbiges $g0$ erstellt, das nur aus 0 Werten besteht. Mit der bereits oben genannten Methode. Das daraus resultierende Bild ist nur schwarz. Die Werte von der Division wurden in der Konsole ausgegeben und es kam zu keiner Division durch 0. Das schwarze Ausgangsbild entstand dadurch, dass bei der neuen Berechnung von gn das $g0$ herangezogen wird. Durch das Multiplizieren mit den 0 Werten im $g0$ sind die Ausgangswerte in Ausgangsbild 0. Um dies zu verhindern wird $g0$ mit 1 addiert. Bei den restlichen guess Bildern hat sich dadurch beim Ausgangsbild nichts verändert.



Abbildung 1.56: Vor und nach dem verbessern der Berechnung von gn

Zusammenfassung und Anmerkungen

Für diese Übung wurden ungefähr 25 Stunden benötigt, wobei uns die Stressanalyse das meiste abverlangte. Leider hatten wir zu Beginn keinen Anhaltepunkt oder eine ungefähr Vorgehensweise. Es wäre wohl hilfreich gewesen, ein Tool wie Matlab oder Origin im Unterricht grob zu besprechen, oder ein EKG-Signal zu analysieren.