

# Detektion und Klassifikation der P-Wellen im EKG durch Gabor-Wavelets

M. Michaelis<sup>1</sup>, S. Perz<sup>1</sup>, C. Black<sup>1</sup> und G. Sommer<sup>2</sup>

<sup>1</sup> GSF - MEDIS-Institut, D-8042 Neuherberg, Email: michaeli@gsf.de

<sup>2</sup> Institut für Informatik, Christian-Albrechts-Universität, D-2300 Kiel

**Abstract.** Durch eine Wavelettransformation mit einem komplexen Gabor-Filter kann ein zeitabhängiges Signal in eine Darstellung transformiert werden, die durch Zeit, Skala und Energie bzw. Zeit, Skala und Phase parametrisiert ist. Die Energie ist dabei ein Maß für das Auftreten von Struktur einer bestimmten Größe im Signal. Dies wird in der vorliegenden Arbeit für die Detektion von P-Wellen in EKG-Signalen genutzt. Durch eine Interpretation des Phasenbildes werden die gefundenen P-Wellen klassifiziert.

## 1 Einleitung

Die Untersuchung des Elektrokardiogramms (EKG) ist ein in der klinischen Routine und ärztlichen Praxis weitverbreitetes Verfahren zur Diagnostik kardialer Erkrankungen. Der erfolgreiche Einsatz automatisierter Verfahren der EKG-Analyse erfordert die Bereitstellung geeigneter Algorithmen der Signalverarbeitung zur Merkmalsgewinnung für die Klassifikation der komplexen, medizinisch relevanten Muster.

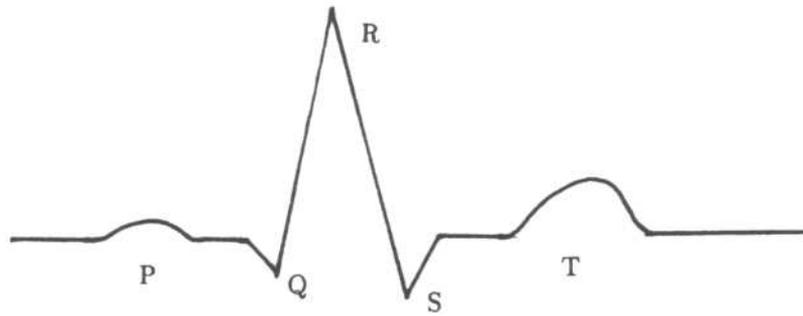
Zu den Domänen der EKG-Diagnostik zählen die Erfassung des Rhythmus, der Herzfrequenz, der physiologischen und pathologischen Reizbildungszentren, die zeitliche Erfassung der Vorhofsystole und der AV-Überleitungsstörungen. Die Voraussetzung hierfür ist die zuverlässige Erkennung und Klassifikation der Vorhoferregungspotentiale, die im EKG als P-Wellen bezeichnet werden (siehe Abb.1). Die Erkennung und Klassifikation von P-Wellen ist wegen der niedrigen Amplituden und des damit verbundenen ungünstigen Signal-zu-Rauschverhältnisses in vielen Fällen eine schwierige Aufgabe.

Im Folgenden werden die Möglichkeiten der Wavelettransformation zur Detektion und Klassifikation der P-Wellen diskutiert. Während insgesamt bei der Verarbeitung nicht stationärer Signale Wavelettransformationen eine zunehmende Bedeutung gewonnen haben [1], gibt es im Bereich der automatischen EKG-Verarbeitung diesbezüglich bislang nur vereinzelte Untersuchungen [6].

## 2 Methodik der Wavelettransformation

### 2.1 Quadraturfilter

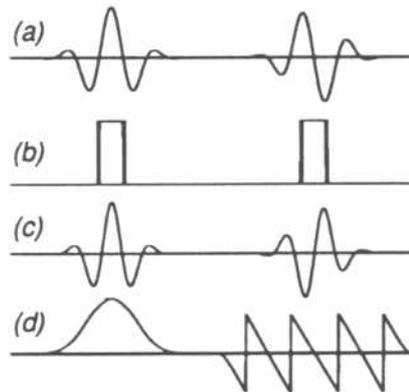
Verwendet man lineare Filter zur Detektion von Struktur in Signalen, tritt im Antwortsignal immer eine Vermischung der beiden Informationen 'Struktur ist



**Fig. 1. (a)** Schematische Darstellung der elektrischen Herzaktion (EKG). Die P-Welle charakterisiert die Erregung der Vorhöfe.

vorhanden' (Energie) und 'Abstand von Filter und Struktur' (Phase) auf. Dies ist in Abb.2 veranschaulicht. Eine verschwindende Filterantwort kann sowohl bedeuten, daß keine Struktur im Signal ist, als auch, daß Filter und Struktur gegeneinander um eine bestimmte Strecke verschoben sind. Diese Vermischung kann mit linearen Filtern nicht vermieden werden. Um trotzdem Energie und Phase trennen zu können, wird ein komplexer Filter verwendet, dessen Realteil eine gerade Funktion und dessen Imaginärteil eine ungerade Funktion ist. Im Idealfall bilden beide Funktionen ein Quadraturpaar, d.h. sie gehen durch eine Hilberttransformation [7] auseinander hervor. Real- und Imaginärteil des Antwortsignals des komplexen Filters können zu Energie und Phase kombiniert werden [3] (vgl. Abb.2):

$$\text{Energie} = |\text{RE}|^2 + |\text{IM}|^2 \quad \text{Phase} = \arg \left( \frac{\text{IM}}{\text{RE}} \right). \quad (1)$$



**Fig. 2.** Beispiel zur Anwendung von Quadraturfiltern: (a) gerader und ungerader Filter, (b) Signal, (c) Filterantwort und (d) Energie und Phase.

## 2.2 Gabor-Wavelets

Die Detektion von Mustern in nicht stationären Signalen ist eng verbunden mit einer **lokalen** Frequenzanalyse. Die verwendeten Filter sollten daher sowohl im Zeit- als auch im Frequenzbereich gut lokalisiert sein. Diese gleichzeitige Lokalisierung wird durch das aus der Quantenmechanik bekannte und 1946 von D. Gabor [2] in die Informationstheorie eingeführte Unschärfeprinzip begrenzt. Falls  $\sigma_t$  und  $\sigma_\omega$  die Varianzen einer Funktionen im Zeit- und Frequenzbereich bezeichnen gilt:  $\sigma_t \sigma_\omega \geq 1/2$ . In jüngster Zeit wurden eine Reihe von Zugängen entwickelt, um den durch die Unschärferelation limitierten Aufgaben Lokalisation und Detektion von Signalstrukturen auf geeigneten Repräsentationen zu begegnen [8]. Hierzu gehören auch die von J. Morlet eingeführten Gabor-Wavelets [5]:

$$g_{\sigma,t_0}(t) = e^{ic \frac{(t-t_0)}{\sigma}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(t-t_0)^2}{\sigma^2}} \quad (2)$$

Dabei ist 'c' eine fest gewählte Konstante, welche die Zahl der Schwingungen der Modulation unter der Gaußglocke festlegt (Abb.4). Die Parameter  $\sigma$  und  $t_0$  legen die Skala der Funktion und deren Verschiebung im Zeitbereich fest. Die Projektion auf ein so parametrisiertes Funktionensystem bezeichnet man als Wavelettransformation.

## 3 Spezifikation der EKG-Daten

Für die nachfolgenden Analysen wurden exemplarisch EKG-Daten mit normal konfigurierten (monophasischen), doppelgipfligen und biphasischen P-Wellen ausgewählt. Entsprechend der Morphologie in den einzelnen Ableitungen charakterisieren diese P-Ausprägungen verschiedene Vorhoferkrankungen (siehe Abb.3).

Die verwendeten Ruhe-Elektrokardiogramme bestehen aus den 12 konventionellen Ableitungen, mit einer Registrierdauer von 5 Sekunden und einer Abtastrate von 4ms. Die Amplitudenaufösung beträgt 12 Bit, bezogen auf den Bereich von  $\pm 5\text{mV}$  des an der Körperoberfläche abgeleiteten Signals. Die im folgenden angegebenen Werte für  $\sigma$  sind auf die Zeiteinheit 4ms bezogen.

## 4 Anwendung der Gabor-Wavelets zur P-Wellen-Analyse

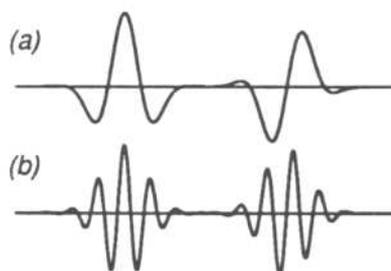
### 4.1 Detektion der P-Wellen

Die Wahl des Parameters 'c' in (2), der die Anzahl der Oszillationen der Gabor-Funktionen festlegt, ist von elementarer Bedeutung. Die Abbildung 4 zeigt zwei Gaborfunktionen mit dem von uns gewählten Wert  $c = 1.9$  und dem in anderen Arbeiten meist verwendeten Wert  $c \approx 5$ . Die Wahl eines größeren c verkleinert die Varianz der Funktion im Frequenzbereich, allerdings, wie es das Unschärfeprinzip vorschreibt, auf Kosten der Breite im Zeitbereich. Dies wird in Abb.5 veranschaulicht, die die Energieverteilung über den Parametern  $t_0$  und  $\sigma$  für

sinistroatriale	dextroatriale	biatriale
		

**Fig. 3.** (b) Schematische Darstellung verschiedener Ausprägungen der P-Welle als Folge der Überlastung der Vorhöfe in den Ableitungen I, II, III und V1. (nach Wagner, J.: Praktische Kardiologie, de Gruyter, 1985, S.49)

eine P-Welle zeigt. Auf der Skala des Energiemaximums entspricht die halbe Wellenlänge der modulierenden harmonischen Funktion in (2) in etwa der Breite der P-Welle. Das heißt, daß die Seitenmaxima der Funktion in Abb.4b ( $c = 5.3$ ) weit über die P-Welle hinaus in den energetisch wesentlich bedeutenderen QRS-Komplex hineinreichen.



**Fig. 4.** Gaborwavelets (a)  $c = 1.9$ , (b)  $c = 5.3$  (siehe Text).

Da die interessierenden Strukturen Steigungen, Halbwellen (normale P-Wellen) und Wellen mit einer Schwingung (biphasische P-Wellen) sind, ist eine Wahl von  $c = 1.9$  angebracht, wodurch die Gaborfunktion im wesentlichen auf eine Oszillation beschränkt bleibt. Die Wavelettransformation ist hierdurch weniger als lokale Frequenzanalyse, sondern vielmehr als ein 'template matching' aufzufassen.

Diese Wahl wird von zwei Nachteilen begleitet. Zum einen hat der Realteil von (2) einen nicht mehr zu vernachlässigenden Gleichanteil, was durch folgende Modifikation behoben wird ( $N$  ist eine Normierung auf  $L^1(g) = 1 + i$ ):

$$g_{\sigma, t_0}(t) = N(e^{ic\frac{(t-t_0)}{\sigma}} - e^{-\frac{1}{2}c^2})e^{-\frac{1}{2}\frac{(t-t_0)^2}{\sigma^2}} \quad (3)$$

Zum anderen sind Real- und Imaginärteil keine exakten Quadraturpartner. Dies wird jedoch in Kauf genommen, da die echte Hilberttransformierte des Imaginärteils im Zeitbereich nur sehr langsam abfällt. Vor der Transformation werden die EKG-Signale mit einer Gaußfunktion ( $\sigma = 4 \dots 8$ ms) geglättet. Dies

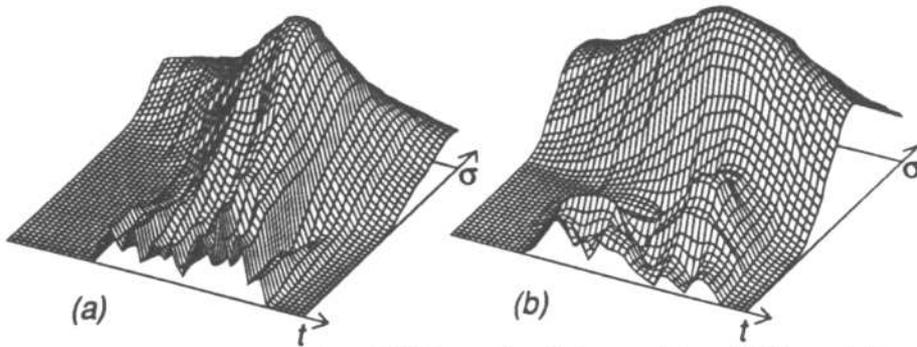


Fig. 5. Energieverteilungen einer P-Welle zu den Gaborwavelets mit (a)  $c = 1.9$  und (b)  $c = 5.3$ .

zerstört keine der interessierenden Strukturen, vermindert jedoch den hochfrequenten Rauschanteil.

Die Abbildung 6a,b zeigt ein mit den Funktionen (3) gewonnenes Energie- und Phasenbild. Zur Detektion der P-Welle wird das Energiesignal auf einigen, empirisch als günstig ermittelten Skalen ausgewertet. Abb. 6e-g zeigen die Energie auf den Skalen  $\sigma = 4.8, 9.6$  und  $22\text{ms}$ . Zuerst wird auf einer großen Skala ( $\sigma = 22\text{ms}$ ) das absolute Maximum auf einer Länge von  $\pm 0.4\text{s}$  gesucht, welches zum QRS-Komplex gehört. Die Zeit von  $0.4\text{s}$  wurde so gewählt, daß ein nicht zum QRS-Komplex gehörendes Maximum in diesem Intervall sicher kein absolutes Maximum ist.

Die P-Welle findet man durch ein Maximum der Energie auf einer großen Skala ( $\sigma = 31.2\text{ms}$ ) vor dem QRS-Komplex. Auf dieser Skala werden die Feinheiten der P-Welle und das Rauschen nicht mehr aufgelöst, wodurch man einen Überblick über den interessierenden Bereich bekommt. Die nächst kleineren Skalen werden jetzt sukzessive benutzt, um den Bereich der P-Welle weiter einzuschränken. Das Energiesignal zerfällt dann in mehrere Maxima deren Zusammenhang sich aus der groben Skala ergibt. Das Verfahren bricht ab, wenn das Signal nicht mehr vom Rauschen getrennt werden kann. Es soll, auf Kosten der genauen Lokalisierung von Anfang und Ende, sichergestellt sein, daß der ausgeschnittene Bereich die P-Wellen vollständig enthält aber auch keine andere energetisch bedeutende Struktur mit angeschnitten ist.

Abb. 7 zeigt ein Beispiel eines gestörten EKG-Signals mit schwach ausgeprägter P-Welle. Die P-Welle konnte trotzdem richtig detektiert werden, die Lokalisierung ist jedoch beeinträchtigt. Das zur Detektion verwendete Energiesignal auf einer großen Skala ( $\sigma = 31.2\text{ms}$ ) wird von den Störsignalen nicht beeinflusst.

#### 4.2 Klassifikation der P-Wellen

Die in Abb. 3 dargestellten Ausprägungen der P-Welle werden morphologisch in drei Klassen unterschieden: monophasisch, doppelgipflig und biphasisch. Die

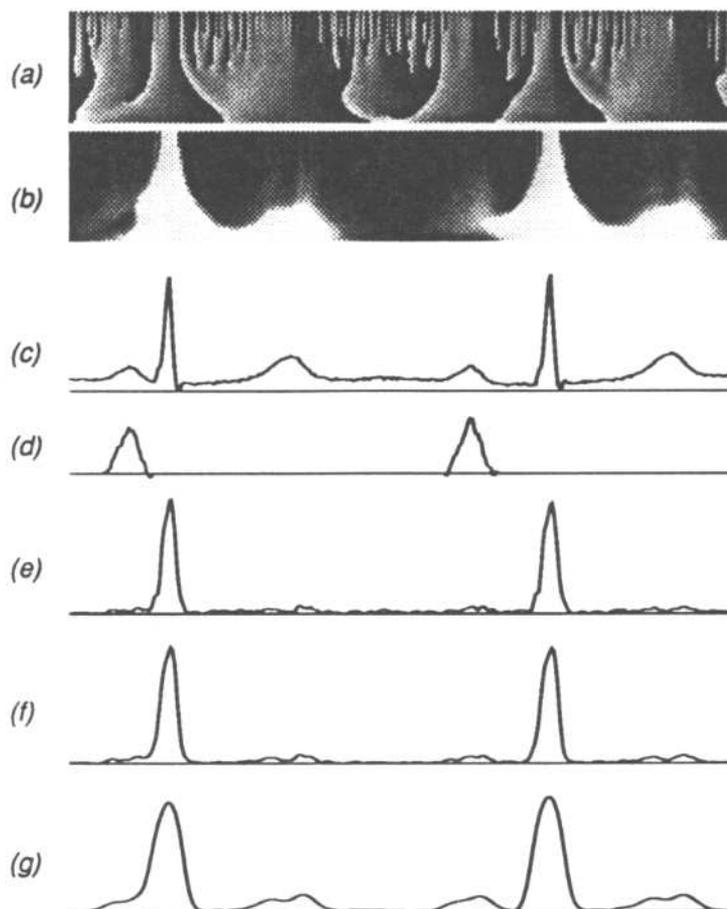


Fig. 6. Waveletanalyse eines EKG-Signals: (a) Phase und (b) Energie. Der Skalenbereich reicht von  $\sigma = 3\text{ms}$  (oben) bis  $\sigma = 96\text{ms}$  (unten). Im Energiebild sind P- und T-Welle gegenüber dem QRS-Komplex in der Helligkeit angehoben. (c) EKG-Signal mit kurzer PQ Strecke im ersten Zyklus, (d) detektierte P-Wellen, (e) - (g) Energiesignal zu den Skalen  $\sigma = 4.8, 9.6, 22\text{ms}$ .

Abbildung 9a zeigt exemplarisch jeweils ein Beispiel dieser Klassen. In Ergänzung zur Energie des Signals, die zwar die Existenz aber nicht die Art der P-Welle anzeigt, enthält die Phase die notwendige Information zur Klassifikation.

Die analysierende Funktion (3) besteht aus einem geraden Realteil und einem ungeraden Imaginärteil. Der relative Anteil dieser beiden Funktionen an der Energie kommt in der Phase zum Ausdruck. Ein ungerades Signal wird einen großen imaginären Anteil an der Energie haben, d.h. eine Phase um  $+\pi/2$  oder  $-\pi/2$ , während bei einem geraden Signal der Realteil dominiert (Phase 0,  $+\pi$  oder  $-\pi$ ). Der Zeitpunkt bezüglich dessen das Signal als gerade oder ungerade klassifiziert wird ist der Mittelpunkt  $t_0$  des Filters. Die Phase wird also bestimmt

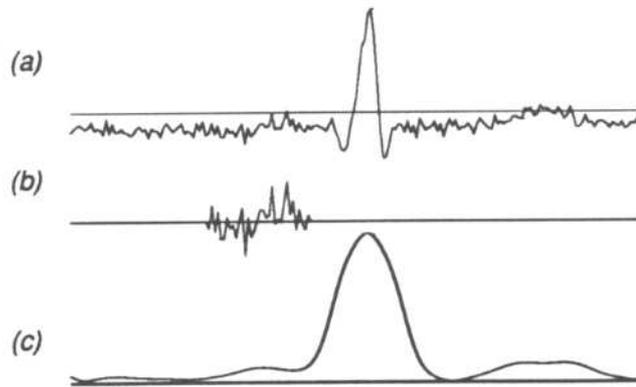


Fig. 7. Beispiel einer verrauschten Ableitung mit schwach ausgeprägter P-Welle. (a) Signal, (b) detektierter P-Wellenbereich, (c) Energiesignal zur Skala  $\sigma = 31.2\text{ms}$ .

von der Struktur selbst, dem Abstand zu ihr und der Skala auf der man sie betrachtet. Zur Klassifikation der P-Welle wurden zwei Verfahren untersucht:

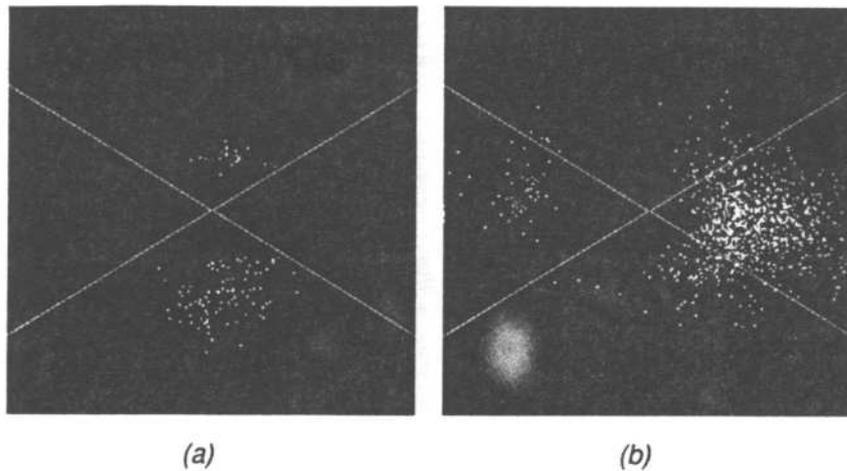
#### A: Interpretation der Phase am absoluten Energiemaximum

Das Ziel dieser Methode ist es, auf schnelle und einfache Weise P-Wellen in die beiden Klassen 'biphasisch' und 'nicht biphasisch' einzuteilen. Sucht man das absolute Maximum der Energie, gibt die Phase an dieser Stelle Auskunft über die Symmetrie der P-Welle. Das Maximum der Energiefunktion sollte dazu möglichst ausgeprägt sein, wofür sich unsere Wahl des Parameters  $c = 1.9$  aus (3) als geeignet erweist (vgl. Abb.5). Das Ergebnis der Klassifikation von ca. 1100 P-Wellen, die nach dem in 4.1 beschriebenen Verfahren automatisch detektiert und ausgeschnitten wurden ist in Abb.8 dargestellt. Es zeigt sich, daß die 'geraden' P-Wellen (monophasisch und doppelgipflig) durch die Phase nicht sauber eingegrenzt sind. Dies hat mehrere Ursachen: (1) schwach ausgeprägte Energiemaxima, (2) Anfang und Ende der P-Wellen sind nicht genau genug bestimmt, und (3) ein asymmetrischer Aufbau von monophasischen und doppelgipfligen P-Wellen.

Da jedoch biphasische P-Wellen weniger häufig sind, als nicht biphasische, lassen sich ca. 75% der P-Wellen sicher als nicht biphasisch klassifizieren.

#### B: Bestimmung der lokalen Extrema anhand des Phasenbildes

Um eine robuste Klassifikation aller drei Ausprägungen von P-Wellen zu erhalten, wird das Phasenbild als ganzes untersucht. Abb.9b zeigt hierzu ein Phasenbild, bei dem alle Bereiche negativer Phase dunkel und die positiver Phase hell dargestellt sind. Von Interesse sind die Bereiche, in denen die Phase ihr Vorzeichen wechselt. Dies sind die Bereiche, in denen die Energie vom symmetrischen Realteil dominiert wird. Im Signal sind zu diesem Zeitpunkt (und auf der entsprechenden Skala) lokale Maxima (Phase 0) oder Minima (Phase  $\pi$ ) zu erkennen. Für dieses Verfahren interessieren nur Bereiche mit einer hohen Energie, da die Phase in den anderen Bereichen von unbedeutenden Strukturen bestimmt wird. Auf kleiner Skala ist dies die Breite der P-Welle, für größere



**Fig. 8.** Phase (Winkel) und Energie (Abstand vom Zentrum) der nach dem Verfahren A ausgewerteten 1100 P-Wellen. Die Phasenbereiche der oberen und unteren Quadranten sind den unsymmetrischen Signalen zugeordnet (biphasische P-Wellen), der linke und rechte Quadrant den symmetrischen Signalen. (a) biphasische P-Wellen und (b) nicht biphasische P-Wellen.

Skalen wächst die Breite mit den analysierenden Gaborfunktionen an.

Biphasische P-Wellen zeichnen sich dadurch aus, daß sie ein Maximum und Minimum auch auf sehr großen Skalen besitzen. Entsprechend sieht man im Phasenbild zwei Linien eines Vorzeichenwechsels im Bereich der P-Welle, die sich über alle Skalen fortsetzen. Verfolgt man diese Linien in Richtung kleine Skalen findet man den genauen Ort der Extrema. Die Anwendung einer Grob-Fein-Strategie garantiert hierbei Robustheit gegenüber Rauschen.

Monophasische und doppelgipflige P-Wellen haben dementsprechend nur eine Linie eines Vorzeichenwechsels der Phase, die sich über alle Skalen erstreckt. Auf kleineren Skalen tauchen bei den doppelgipfligen P-Wellen dann weitere Maxima oder Minima auf. Die Länge dieser Linien im Skalenraum gibt Auskunft über die Ausprägtheit der Extrema. Verfolgt man, ausgehend von den großen Skalen, die Vorzeichenwechsel zu den kleinen Skalen, findet man auch hier die genauen Zeitpunkte der Maxima oder Minima. Der Abstand der Gipfel doppelgipfliger P-Wellen ist in Verbindung mit der P-Dauer eine diagnostisch relevante Größe.

## 5 Ausblick

Die durchgeführten Untersuchungen am Beispiel der P-Wellenanalyse zeigen, daß im Bereich der automatischen Klassifikation von Elektrokardiogrammen die speziellen Eigenschaften der Wavelettransformation interessante Möglichkeiten in Zusammenhang mit der Lokalisation und Detektion signifikanter Ereignisse bieten. Die geforderte lokale Adaptivität der Analyse wird mit Hilfe einer Wavelettransformation in einer Skalenhierarchie erreicht. Hierbei gestattet die Anwen-

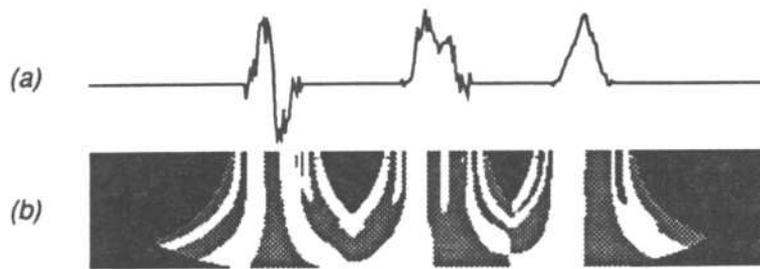


Fig. 9. (a) biphasische, doppelgipflige und monophasische P-Welle. (b) Das im Klassifikationsverfahren B verwendete Phasenbild. Positive Phasen sind hell dargestellt, negative Phasen dunkel.

dung von Quadraturpaaren Amplituden- und Phaseninformation der Signale zu nutzen. Eine abschließende Bewertung dieser Methode bzw. deren Einbindung in Routineanwendungen setzt allerdings noch weitere Untersuchungen voraus, insbesondere die Erprobung an großen Fallzahlen.

## References

1. Combes, J.M., Grossmann, A. und Tchamitchian, Ph. (Eds): *Wavelets: Time-Frequency Methods and Phase Space*. Proc. of the International Conference, Marseille 1987, Springer (1989).
2. Gabor D.: *Theory of Communication*. IEE Part III **93** (1946) 429-457
3. Hauske, G. und Zetzsche, C.: *Die Bedeutung des Analytischen Signals in Bildanalyse und Bildcodierung*. FREQUENZ **44** (1990) 68-73
4. Khadra, L., Matalgah, M., El-Asir, B. und Mawagdeh, S.: *The Wavelet Transform and its Applications to Phonocardiogram Signal Analysis*. Medical Informatics **16** (1991) 271-277
5. Kronland-Martinet, R., Morlet, J. und Grossmann, A.: *Analysis of sound patterns through Wavelet Transforms*. Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence **1** (1987) 97-126
6. Morlet, D., Peyrin, F., Desseigne, P., Touboul, P. und Rubel, P.: *Time-Scale Analysis of High-Resolution Signal-Averaged Surface ECG Using Wavelet Transformation*. IEEE Computers in Cardiology (1991) 393-396
7. Oppenheim, A. und Schaffer, R.: *Digital Signal Processing*. Prentice-Hall International (1975).
8. Sommer, G.: *Bivariate Local Signal Representations*, in Klette, R. und Kropatsch, W. (Eds.): *Theoretical Foundations of Computer Vision*. Akademie Verlag, Berlin (1992) 119-130