

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky
a komunikačních technologií

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

Brno, 2017

Andrea Beháňová



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA ELEKTROTECHNIKY

A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

MAXIMALIZACE DIAGNOSTICKÉ VÝTĚŽNOSTI SIGNÁLŮ EKG

MAXIMIZATION OF ECG SIGNALS DIAGNOSTIC YIELD

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Andrea Beháňová

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Martin Vítek, Ph.D.

BRNO 2017



Bakalářská práce

bakalářský studijní obor **Biomedicínská technika a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

Studentka: Andrea Beháňová

ID: 174482

Ročník: 3

Akademický rok: 2016/17

NÁZEV TÉMATU:

Maximalizace diagnostické výtěžnosti signálů EKG

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Nastudujte a popište problematiku odhadu kvality signálu EKG. Zaměřte se především na možnosti spojitého odhadu kvality za přítomnosti různých typů rušení v dlouhodobých a zátěžových záznamech EKG. 2) Navrhněte vlastní metodu umožňující spojitý odhad kvality záznamu EKG a realizujte ji v programovém prostředí Matlab. 3) Realizovanou metodu otestujte jak na umělých, tak na veřejně dostupných záznamech. Dosažené výsledky diskutujte. 4) Navrhněte a realizujte vlastní metodu segmentace záznamu EKG na základě spojitého odhadu jeho kvality. 5) Realizovanou metodu otestujte jak na umělých, tak na veřejně dostupných záznamech. 6) Optimalizujte navržený řetězec metod a proveďte finální testování. 7) Veškeré dosažené výsledky diskutujte.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] ORPHANIDOU, CH., T. BONNICI, P. CHARLTON, et al. Signal Quality Indices for the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: Derivation and Applications to Wireless Monitoring. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2014, 19(3).

[2] WANG, J. Y. A new method for evaluating ECG signal quality for multi-lead arrhythmia analysis. Computers in Cardiology, 2002, pp. 85-88.

Termín zadání: 6.2.2017

Termín odevzdání: 2.6.2017

Vedoucí práce: Ing. Martin Vítek, Ph.D.

Konzultant:

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:

Autor bakalářské práce nesmí při vytváření bakalářské práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č.40/2009 Sb.

ABSTRAKT

Táto bakalárska práca sa zaoberá maximalizáciou diagnostické vyťažnosti signálu EKG. V teoretickej sekcii sa zaoberáme fyziológiou srdca, elektrokardiografiou, typmi rušenia EKG a popisom niektorých známych metód odhadu kvality signálu. Praktická sekcia obsahuje dve časti. Prvá obsahuje spojitý odhad Signal-to-Noise Ratio (SNR), teda pomer signál/šum. To spočíva v generovaní umelého EKG signálu, umelých myopotenciálov a implementácií Adaptívneho Vlnkového Wienerovského Filtra (AWWF). Po overení správnosti filtra na umelých dátach sme pristúpili k použitiu reálnych dát z databázy MIT-BIH. Druhá časť zahŕňa proces segmentácie, ktorý rozdeľuje EKG signál do troch kategórií: signál vhodný na celkovú analýzu, vhodný pre detekciu QRS komplexov a signál nevhodný na ďalšiu analýzu.

KLÚČOVÉ SLOVÁ

EKG signál, odhad šumu, kvalita signálu EKG, Adaptívny Vlnková Wienerovský Filter, segmentácia EKG

ABSTRACT

This bachelor thesis deals with the maximization of ECG signals diagnostic yield. In the theoretical section we deal with the physiology of the heart, electrocardiography, types of ECG noises. It describes some known methods for the estimation of quality of the ECG signal. The practical section contains two parts. The first one contains a continuous Signal-to-Noise Ratio (SNR). It includes generating artificial ECG signal, artificial myopotentials and implementation of Adaptive Wiener Wiener Filtrate (AWWF). After verification of the correctness of the filter on the artificial data, we started to use real data from MIT-BIH database. The second part involves a segmentation process that divides the ECG signal into three categories: a signal suitable for full analysis, suitable for detection of QRS complexes and a signal unsuitable for further analysis.

KEYWORDS

ECG signal, noise estimation, ECG quality, Adaptive Wavelet Wiener Filter, ECG segmentation

BEHÁŇOVÁ, Andrea *Maximalizace diagnostické výtěžnosti signálů EKG*: bakalárska práca. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2017. 57 s. Vedúci práce bol Ing. Martin Vitek, Ph.D.

VYHLÁSENIE

Vyhlasujem, že som svoju bakalársku prácu na tému „Maximalizace diagnostické výtěžnosti signálů EKG“ vypracoval(a) samostatne pod vedením vedúceho bakalárskej práce, využitím odbornej literatúry a ďalších informačných zdrojov, ktoré sú všetky citované v práci a uvedené v zozname literatúry na konci práce.

Ako autor(ka) uvedenej bakalárskej práce ďalej vyhlasujem, že v súvislosti s vytvorením tejto bakalárskej práce som neporušil(a) autorské práva tretích osôb, najmä som nezasiahol(-la) nedovoleným spôsobom do cudzích autorských práv osobnostných a/alebo majetkových a som si plne vedomý(-á) následkov porušenia ustanovenia § 11 a nasledujúcich autorského zákona Českej republiky č. 121/2000 Sb., o práve autorskom, o právach súvisiacich s právom autorským a o zmene niektorých zákonov (autorský zákon), v znení neskorších predpisov, vrátane možných trestnoprávných dôsledkov vyplývajúcich z ustanovenia časti druhej, hlavy VI. diel 4 Trestného zákoníka Českej republiky č. 40/2009 Sb.

Brno

.....

podpis autora(-ky)

POĎAKOVANIE

Rada by som poďakovala vedúcemu bakalárskej práce pánovi Ing. Martinovi Vítkovi, Ph.D. za odborné vedenie, konzultácie, trpezlivosť, podnetné návrhy k práci a všetok čas, ktorý mi venoval.

Brno

.....

podpis autora(-ky)

OBSAH

Úvod	12
1 Fyziológia srdca	13
1.1 Anatómia a funkčnosť	13
1.2 Elektrické deje na bunkovej úrovni	13
2 Elektrokardiografia	15
2.1 Bipolárne Einthovenove zvody (I, II, III)	16
2.2 Unipolárne Goldbergerove zvody (avR, avF, avL)	16
2.3 Unipolárne hrudné zvody (V_1 až V_6)	17
2.4 Popis EKG krivky	17
2.4.1 Vlna P, PQ interval	17
2.4.2 QRS komplex	18
2.4.3 ST interval, T vlna, QT interval	18
2.5 Typy rušenia signálu EKG	19
2.5.1 Sietový brum	20
2.5.2 Drift – kolísanie nulovej izolície	21
2.5.3 Impulzné rušenie	22
2.5.4 Myopotenciály	23
3 Spôsob riešenia odhadu kvality signálu EKG	24
3.1 Instantaneous Heart Rate (IHR)	24
3.2 Fast ICA	25
3.3 Kombinácia metód wSQI a jSQI	26
3.4 The weighted cross-correlation coefficient (WXCC)	26
3.5 Butterworth high-pass filter	27
4 Náš spôsob riešenia odhadu kvality signálu EKG	28
5 Odhad Signal-to-Noise Ratio (SNR)	29
5.1 Vytvorenie zašumeného signálu	29
5.2 Implementácia Adaptívneho Vlnkového Wienerovského Filtru (AWWF)	30
5.3 Testovanie na reálnych dátach	34
6 Spôsob segmentácie	36
6.1 Kategória kvality EKG Q1	36
6.2 Kategória kvality EKG Q2	37
6.3 Kategória kvality EKG Q3	37

6.4	Hranice medzi kategóriami	38
6.5	Ďalšie pravidlá segmentácie	38
6.6	Testovanie na umelých dátach	40
6.7	Testovanie na reálnych dátach	45
7	Výsledky	51
7.1	Parametre hodnotenia kvality	51
7.1.1	Senzitivita	51
7.1.2	Pozitívna prediktivita	51
7.1.3	Stredná hodnota	51
7.1.4	Smerodajná odchýlka	52
7.2	Umelé dáta	52
7.3	Reálne dáta	53
	Záver	54
	Literatúra	55

ZOZNAM OBRÁZKOV

1.1	Prevodný systém srdca [2]	13
1.2	Priebeh akčného potenciálu myokardu	14
2.1	Einthovenove bipolárne končatinové zvody I, II a III [3]	15
2.2	Unipolárne Goldbergerove zvody avR, avF a avL [3]	16
2.3	Vľavo: vytvorenie Wilsonovej svorky; vpravo: umiestnenie elektród hrudných zvodov [3]	17
2.4	Štandardný elektrokardiogram [5]	18
2.5	Typické priebehy frekvenčných spektier jedného srdcového cyklu sig- nálu EKG a jeho častí	19
2.6	Hore: umelo vytvorený signál EKG zarušený umelo vytvoreným bru- mom, v strede: časový priebeh sieťového brumu, dole: frekvenčné spektrum sieťového brumu	20
2.7	Časový priebeh signálu EKG zarušený driftom [8]	21
2.8	Časový priebeh rušenia (drift) [8]	21
2.9	Frekvenčné spektrum rušenia (drift) [8]	22
2.10	Príklad impulzného rušenia [6]	22
2.11	Výkonové spektrum myopotenciálov [10]	23
2.12	Príklad signálu EKG zarušeného pohybovými artefaktmi	23
3.1	Hore: vstupný signál EKG s nadetekovanými QRS komplexmi, dole: priebeh okamžitej srdcovej frekvencie [11]	24
3.2	Vzorke štatistických funkcií, ktoré aplikujeme na signály EKG a IHR [11]	24
3.3	Priebeh štatistických funkcií [11]	25
3.4	Schéma metódy odstránenia šumu pri zarušenom EKG [12]	25
3.5	Oddelené signály vychádzajúce z bloku ICA [12]	26
4.1	Blokový diagram real-time odhadu kvality signálu EKG	28
4.2	Ukážka procesu segmentácie	28
5.1	Umelo vytvorený signál EKG	29
5.2	Reálne výkonové spektrum EMG rušenia (čierny) a model výkonového spektra EMG s parametrami $f_h = 46$ Hz a $f_l = 346$ Hz (červený) [22]	29
5.3	Umelo vytvorené EMG rušenie s rôznou intenzitou	30
5.4	EKG signál zašumený myopotenciálmi	30
5.5	Schéma vlnkového wienerovského filtra [22]	31
5.6	Ukážka prahovania, porovnanie pevného prahu (zelený) a adaptív- neho prahu (červený)	32
5.7	Vlnkové koeficienty po prahovaní	32

5.8	Hore: výstupný vyfiltrovaný signál $y(n)$, dole: šumová zložka pôvodného signálu	33
5.9	Vstupné hodnoty SNR pri zašumovaní - zelená, priebeh SNR z vyfiltrovaného signálu - čierna	33
5.10	a) Vstupný signál z databázy MIT-BIH, b) signál vyfiltrovaný pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtru, c) šumová zložka pôvodného signálu, d) priebeh SNR.	34
5.11	a) Vstupný signál z databázy MIT-BIH, b) signál vyfiltrovaný pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtru, c) šumová zložka pôvodného signálu, d) priebeh SNR.	35
5.12	a) Vstupný signál z databázy Computing in Cardiology Challenge 2017, b) signál vyfiltrovaný pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtru, c) šumová zložka pôvodného signálu, d) priebeh SNR.	35
6.1	Ukážka procesu segmentácie	36
6.2	Ukážka signálu EKG kategórie Q1	36
6.3	Ukážka signálu EKG kategórie Q2	37
6.4	Ukážka signálu EKG kategórie Q3	37
6.5	Odhad SNR - čierna, hranice kategórií - modrá	38
6.6	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórie kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	38
6.7	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórie kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	39
6.8	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	39
6.9	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	40
6.10	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	40
6.11	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	41
6.12	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	41
6.13	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	42
6.14	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	42
6.15	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá	43

6.16	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá . . .	43
6.17	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá . . .	44
6.18	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá . . .	44
6.19	Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá . . .	45
6.20	Názov vzorku: A00699, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	45
6.21	Názov vzorku: A00629, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	46
6.22	Názov vzorku: A00821, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	46
6.23	Názov vzorku: A01161, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	47
6.24	Názov vzorku: A01873, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	47
6.25	Názov vzorku: A02641, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	48
6.26	Názov vzorku: A01457, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	48
6.27	Názov vzorku: A01237, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	49
6.28	Názov vzorku: A00402, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	49
6.29	Názov vzorku: A01659, hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kate- górie kvality - modrá	50

ZOZNAM TABULIEK

- 7.1 Experimentálne stanovené výsledky pre umelo vytvorené signály EKG 52
- 7.2 Experimentálne stanovené výsledky pre reálne signály EKG 53

ÚVOD

Elektrokardiografia (EKG) patrí medzi základné vyšetrovacie metódy používané v kardiológii. Jej princípom je snímanie elektrickej srdcovej aktivity, ktorú predstavuje elektrokardiogram. Je to časový záznam EKG kriviek, ktorý umožňuje hodnotenie srdcovej činnosti. Pomocou EKG môžeme odhaliť celé spektrum srdcových väd. Problémy, s ktorými sa stretávame pri tomto diagnostickom postupe je zarušenie EKG signálu a preto sa ho snažíme eliminovať.

Práve preto sa v mojej bakalárskej práci zaoberáme maximalizácií diagnostickej vyťažnosti signálu EKG. V prvej kapitole popisujeme fyziológiu srdca a všeobecné informácie, napríklad anatómia srdca a elektrické deje na bunkovej úrovni. V druhej kapitole sa zaoberáme elektrokardiografiou. Tieto informácie sú potrebné pre snímanie a spracovanie EKG. V tretej kapitole sa venujeme problematike odhadu kvality signálu EKG a popisujeme rôzne algoritmy, ktoré boli publikované v odborných článkoch. V nasledujúcich kapitolách podrobne popisujeme náš spôsob riešenia odhadu kvality signálu EKG.

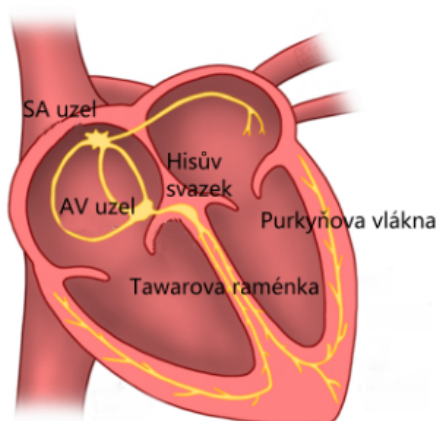
Naša metóda pozostáva z dvoch celkov. V prvom sa zaoberáme spojitým odhadom SNR (Signal-to-Noise Ratio) a to pomocou Adaptívneho Vlnkového Wienerovského Filtra. V druhom celku popisujeme samotnú segmentáciu signálu EKG do troch kategórií. Prvá kategória (Q1) obsahuje EKG signál najvyššej kvality. Na tomto signáli je možné vykonať celkovú analýzu vln, napríklad zistiť začiatky a konce vln P, QRS a T. Druhá kategória (Q2) obsahuje úseky EKG nižšej kvality, pretože tu dominuje viac zarušenia. V tejto kategórii je možné detekovať len vlny QRS a nie je možné analyzovať vlny P a T. Do poslednej kategórie (Q3) sa zaraďujú signály EKG veľmi zlej kvality, ktoré nie sú vhodné na ďalšiu analýzu. Segmentačný proces prebieha v reálnom čase.

1 FYZIOLOGIA SRDCA

1.1 Anatomia a funkčnosť

Srdce je orgán, ktorý vykonáva nepretržitú mechanickú prácu už od tretieho prenatálneho týždňa do konca života. Srdce pracuje ako tlakovo-objemové čerpadlo pozostávajúce z dvoch hemodynamicky samostatných jednotiek – pravej a ľavej – zapojených v sérii. Každý z týchto jednotiek je tvorená sieňou a komorou, oddelených od seba chlopňovým aparátom. [1]

Ak sledujeme prácu srdca na makroskopickej (orgánovej) úrovni až po mikroskopickú (bunkovú), vieme rozoznať dve zložky – elektrickú a mechanickú. Medzi oboma existuje veľmi tesný vzťah, nazývaný spojenie excitácie a kontrakcie. Určité časti srdca sa behom vývoja prednostne špecializovali len na tvorbu a prenos elektrického signálu – tzn. prevodný systém srdcový (Obrázok č. 1.1). Tvoria ho sinoatriálny uzol (SA), preferenčné sieňové dráhy, atrioventrikulárny uzol (AV), Hisov zväzok, Tawarove ramienka (pravé a ľavé) a Purkyňove vlákna. Bunky prevodného myokardu sú charakteristické malým množstvom myofibríl (nestahujú sa). [1]



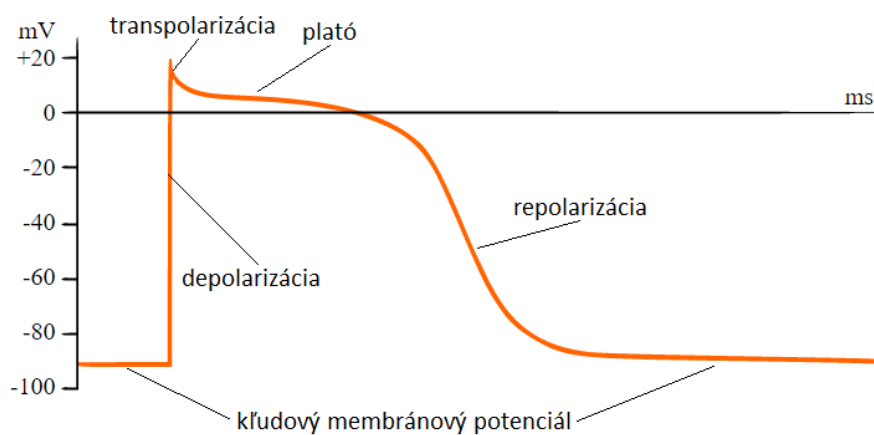
Obr. 1.1: Prevodný systém srdca [2]

1.2 Elektrické deje na bunkovej úrovni

Myokard má okrem kontrakcie dve charakteristické elektrofyziologické vlastnosti: dráždivosť, vodivosť. [1]

Dráždivosť spočíva v existencii kludového membránového napätia, ktoré sa na dostatočne silný vonkajší podnet zmení na akčné napätie. Kludové napätie u pracovného (schopného kontrakcie) myokardu siení a komôr je -70 až -80 mV. [1]

Prvá fáza akčného napätia pracovných buniek myokardu – depolarizácia a transpolarizácia (prekmit do kladných hodnôt) – je zodpovedná za propagáciu, t.j. vodivosť. Repolarizácia má však odlišný priebeh. Zvláštne chovanie vodivosti membrány pre draslík spôsobí, že myokard repolarizuje s oneskorením 250–300 ms za depolarizáciou. Pritom sa rozvíja prúd vápniku do bunky. Oba mechanizmy sú zodpovedné za fázu plató – fáza nedráždivosti (Obrázok č. 1.2). [1]



Obr. 1.2: Priebeh akčného potenciálu myokardu

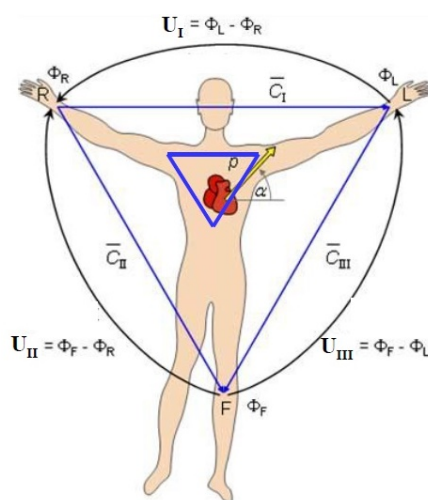
2 ELEKTROKARDIOGRAFIA

Napätie tvorené elektrickým poľom srdcovým je tak silné, že je možné ho snímať nielen z povrchu srdca ale aj z povrchu tela, na čom je založená významná diagnostická metóda – elektrokardiografia (EKG). [1]

K registrácií elektrického srdcového poľa slúžia elektródy, zapojené do zvodov. Elektródy sa umiestňujú buď na pravé a ľavé predlaktie a ľavé lýtko, potom zachytávajú priemet elektrického vektora srdcového vo frontálnej rovine, alebo na hrudník (6 elektród potom zachytáva priemet elektrického vektora v horizontálnej rovine). Samozrejme je možné snímať krivku EKG aj z iných miest, napríklad z pažeráku. [1]

Ak zaznamenáme rozdiel elektrických potenciálov medzi dvoma elektródami, ide o zvod bipolárny. Ak sa spoja elektródy dohromady cez dostatočne veľký odpor dostávame miesto s nulovým potenciálom – Wilsonovu svorku. Ak sa meria napätie na jednej z elektród oproti tejto svorke, ide o zvod unipolárny. [1]

Pre hodnotenie signálu EKG je najviac využívaný systém 12 elektrografických zvodov, ktoré sú založené na meraní napätia medzi rôznymi miestami na končatinách a na hrudníku. Končatinové zvody vychádzajú z Einthovenoveho trojuholníka s vrcholmi na ramenách a pod bránicou (Obrázok č. 2.1). Keďže je merná vodivosť končatín asi 8krát väčšia ako vodivosť pľúc, sú potenciály elektród umiestnené na horných končatinách takmer rovné potenciálom ramien a potenciál ľavej nohy odpovedá priemernému potenciálu bránice (pravá noha je pripojená na kosť prístroja, t.j. približne nulový potenciál). [3]



Obr. 2.1: Einthovenove bipolárne končatinové zvody I, II a III [3]

2.1 Bipolárne Einthovenove zvody (I, II, III)

Bipolárne Einthovenove zvody merajú rozdiely potenciálov medzi jednotlivými vrcholmi trojuholníka (Obrázok č. 2.2). Platí, že: [3]

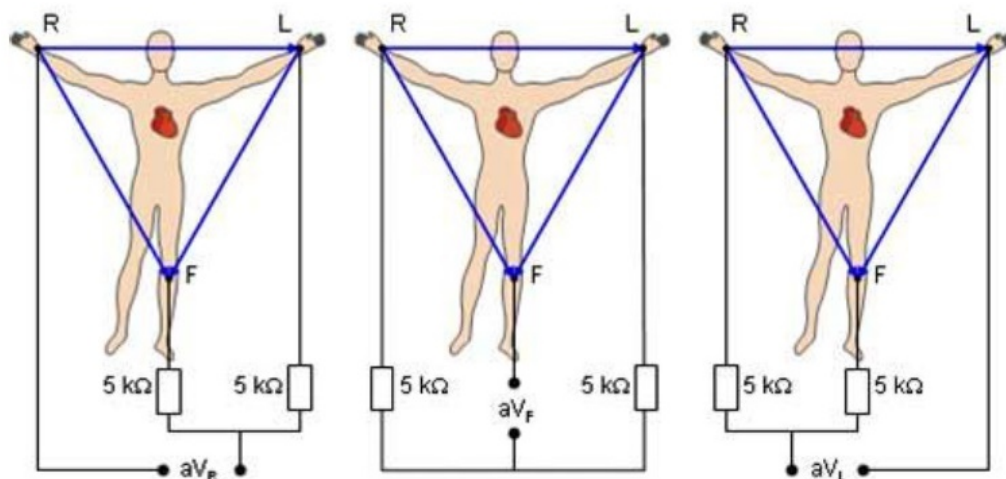
$$\begin{aligned} U_I &= \Phi_L - \Phi_R \\ U_{II} &= \Phi_F - \Phi_R \\ U_{III} &= \Phi_F - \Phi_L \end{aligned} \quad (2.1)$$

$$U_I = U_{II} - U_{III}, \quad (2.2)$$

2.2 Unipolárne Goldbergerove zvody (avR, avF, avL)

Unipolárne Goldbergerove zvody merajú rozdiely potenciálov vrcholov trojuholníka oproti priemernému potenciálu protilahlej strany (Obrázok č. 2.2). Príslušné napätia sa z jednotlivých potenciálov dajú vyjadriť ako: [3]

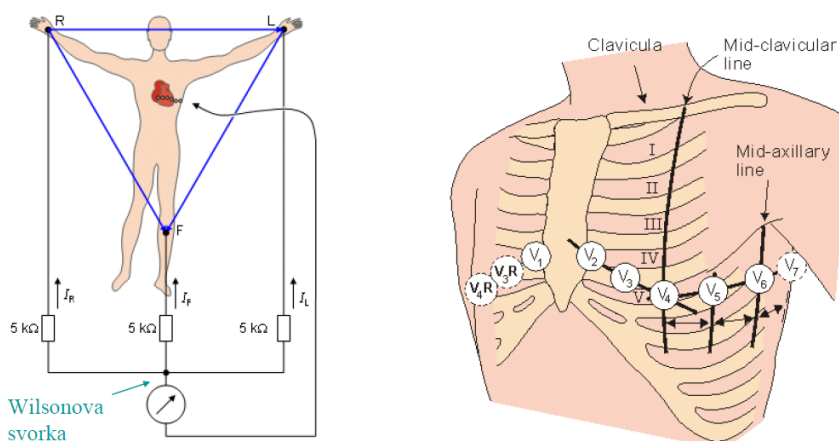
$$\begin{aligned} U_{avR} &= \Phi_R - \frac{\Phi_L + \Phi_F}{2} \\ U_{avL} &= \Phi_L - \frac{\Phi_R + \Phi_F}{2} \\ U_{avF} &= \Phi_F - \frac{\Phi_L + \Phi_R}{2} \end{aligned} \quad (2.3)$$



Obr. 2.2: Unipolárne Goldbergerove zvody avR, avF a avL [3]

2.3 Unipolárne hrudné zvody (V_1 až V_6)

Unipolárne hrudné zvody boli zavedené na základe predpokladu, že potenciály v rôznych miestach hrudníka sú ovplyvňované predovšetkým najbližšou časťou srdca. Tomu odpovedá rozmiestnenie elektród (Obrázok č. 2.3 vpravo). Meria sa napätie oproti Wilsonovej svorky (Obrázok č. 2.2 vľavo). [3]



Obr. 2.3: Vľavo: vytvorenie Wilsonovej svorky; vpravo: umiestnenie elektród hrudných zvodov [3]

Bežne býva meraných iba 8 zvodov (I, II, V_1 až V_6), napätie ostatných 4 zvodov (III, avR, avF, avL) sa dajú dopočítať podľa rovnice (2.2) a rovníc vyplývajúcich z (2.1) a (2.3). [3]

2.4 Popis EKG krivky

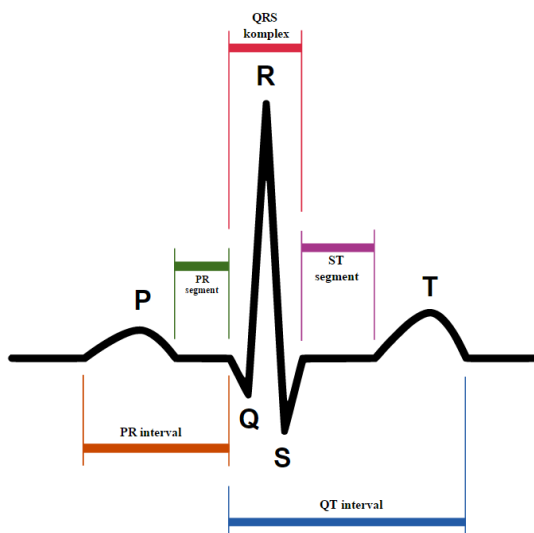
Základné vlny a intervaly krivky EKG môžeme vidieť na Obrázku č. 2.4. EKG krivka obsahuje vlnu P, komplex QRS a vlnu T.

2.4.1 Vlna P, PQ interval

Vlne P zodpovedá šírenie vzruchu zo sínusového uzlíka svalovinou siení (depolarizácia siení). Repolarizácia siení nie je viditeľná, pretože sa stráca v nasledujúcom výraznom komplexe QRS. Vlna P sa najlepšie popisuje vo zvode I, II, III. Vo zvode I a II je pozitívna, v III môže byť aj pozitívna aj negatívna. Jej amplitúda je v norme do 0,25 mV, vyššia amplitúda naznačuje P pulmonale. Doba trvania môže byť až 0,11 s, dlhšia doba alebo dvojrcholová vlna môže znamenať P mitrale. Pílovitá vlna

môže znamenať Flutter siení, nepravidelné, rýchle a nízke vlnky naznačujú Fibriláciu siení. [3] [4]

Interval PQ medzi koncom vlny P a začiatkom komplexu QRS je bez elektrickej aktivity – úroveň signálu v tomto úseku sa považuje za referenčný pre meranie veľkostí extrémov jednotlivých vln či kmitov v danom cykle. Normálna dĺžka PQ intervalu je 0,12 až 0,2 s. Ak je tento interval predĺžený ide o AV bloky, naopak ak je skrátený môže ísť napríklad o syndróm preexcitácie. [4]



Obr. 2.4: Štandardný elektrokardiogram [5]

2.4.2 QRS komplex

Komplex QRS (ktorého najvyšší extrém môže dosahovať úroveň niekoľkých mV) zodpovedá depolarizácií svaloviny oboch komôr. V komplexe QRS je prvý záporný kmit označovaný ako Q a prvý pozitívny ako R, záporný kmit za R je vždy označený ako S; niektorý z uvedených kmitov môže chýbať, niekedy sa vyskytujú ešte kmity ďalšie (R', S'). Normálne trvanie QRS komplexu je 0,11 s, dlhšie trvanie indikuje blokádu Tawarových ramienok. [3] [4]

2.4.3 ST interval, T vlna, QT interval

ST interval súvisí s repolarizáciou komôr, ide o izoelektrický interval medzi koncom QRS a začiatkom vlny T. [4]

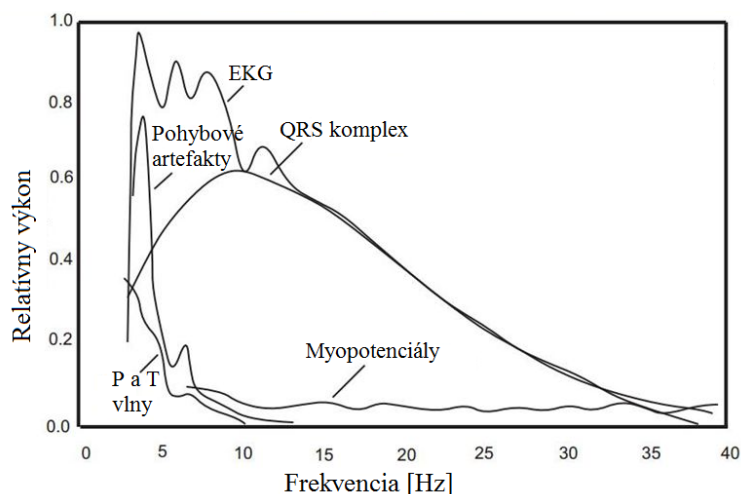
T vlna taktiež súvisí s repolarizáciou komôr. Niekedy môže byť vlna T bipolárna, takú vlnu potom označíme ako preterminálne negatívnu (najskôr negatívna, potom pozitívna), alebo terminálne negatívnu (najskôr pozitívna, potom negatívna). [4]

QT interval predstavuje začiatok komorového komplexu až koniec vlny T. Norma je od 0,25 až 0,5 s. [4]

2.5 Typy rušenia signálu EKG

Môžeme povedať, že v prípade spektrálneho vyjadrenia signálu EKG sú možné dva pohľady. Ak nás zaujíma frekvenčný obsah jednotlivých EKG vln, zaoberáme sa spojitou spektrálnou funkciou signálu jedného srdcového cyklu, obrázok č. 2.5. Frekvenčný rozsah P a T vln neprekračuje v elektrokardiograme 10 Hz, najvyššie spektrálne zložky má logicky komplex QRS. Maximum spektrálnej funkcie sa spravidla pohybuje v intervaloch od 15 do 20 Hz. a väčšina energie tohoto signálového prvku je v intervale 35 až 40 Hz. Komplex QRS tak určuje aj maximálny kmitočtový rozsah signálu EKG. [6]

Na druhej strane, pri návrhu filtru pre odstránenie rušivých signálov, predovšetkým nízkofrekvenčného kolísania izoelektrickej línie, je užitočná predstava o spektre celého EKG signálu. Ten je v podstate repetičný, t.j. opakuje sa, avšak nie je presne periodický, dĺžka srdcového cyklu sa mení a dochádza aj ku zmenám v tvare krivky. Toto spôsobí že spektrum tohto signálu nie je presne čiarové ale jednotlivé čiary sa rozšíria do frekvenčného okolia. S rastúcou frekvenciou sa šírka a vzájomné prelínanie týchto frekvenčných pásiem zväčšuje. [6]



Obr. 2.5: Typické priebehy frekvenčných spektier jedného srdcového cyklu signálu EKG a jeho častí

Typy rušenia sa z hľadiska šírky frekvenčného pásma rozdeľujú do dvoch celkov:

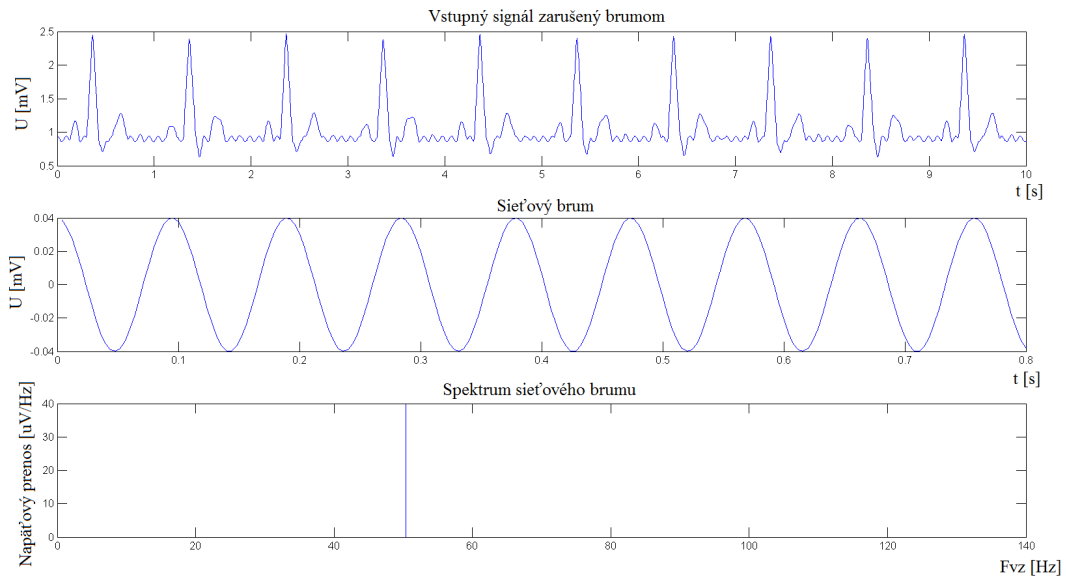
- Úzkopásmové rušenie (sietový brum, drift – kolísanie nulovej izolácie)
- Širokopásmové rušenie (impulzné rušenie, myopotenciály)

2.5.1 Sieťový brum

Je to najbežnejší typ úzkopásmového rušenia. Spôsobuje ho elektromagnetická indukcia striedavého prúdu zo siete pôsobiaca na snímaný EKG signál. Medzi telom a elektródami indukcia striedavého prúdu vytvorí rušivé napätie a v kombinácii s rozdielnou impedanciou elektród vytvorí diferenciálny signál o frekvenciách 50 Hz (v USA a Japonsku 60 Hz), ktoré sa primiešava do EKG, jedná sa o aditívny šum. Okrem prvej harmonickej zložky sa môžu vyskytnúť aj fázové variácie v podobe násobných frekvencií (100 Hz, ...). [7]

Vychádzame z materiálov [3] v ktorých sa uvádza, že frekvencia sieťového brumu nie je stacionárna, ale pohybuje sa v rozmedzí 49,9 až 50,1 Hz. Toto zistenie spôsobuje značný problém pri filtrácii, hlavne v prípade adaptívnych filtrov, ktoré sú veľmi citlivé na odchýlky kmitočtu. Lineárne filtre majú nulový prenos iba na frekvenciách 50 Hz s veľmi strmou frekvenčnou charakteristikou, čo má za následok, že pri frekvenčnej odchýlke nemusí byť filter pri potlačení brumu dostatočne efektívny.

Brum je možné jednoducho odstrániť FIR filtrom – pásmovou zádržou s definovanými meznými frekvenciami pásma (napríklad 49.5 až 50.5 Hz).

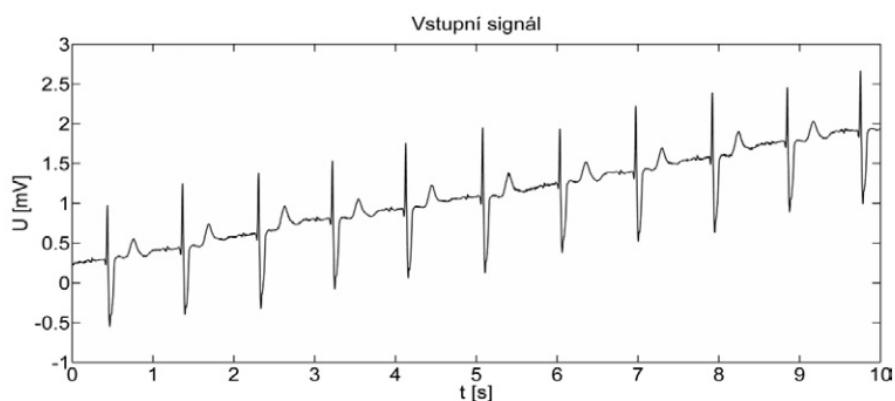


Obr. 2.6: Hore: umelo vytvorený signál EKG zarušený umelo vytvoreným brumom, v strede: časový priebeh sieťového brumu, dole: frekvenčné spektrum sieťového brumu

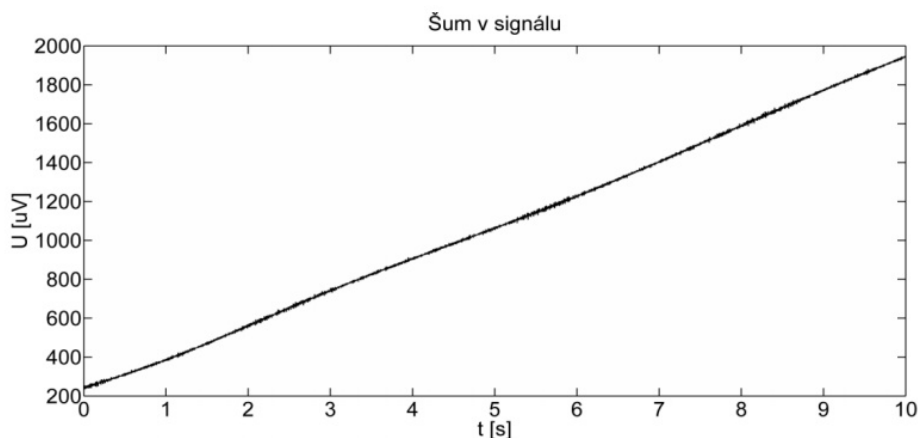
2.5.2 Drift – kolísanie nulovej izolínie

Tento typ úzkopásmového rušenia nerobí taký problém pri popise EKG ako sieťový brum. Spôsobujú ho elektrochemické deje na rozhraní elektróda a koža, pomalé pohyby pacienta, dýchanie. Jeho spektrum je v intervale 0.5 až 2 Hz, a teda zasahuje do užitočnej zložky EKG. Ako môžeme vidieť na obrázku č. 2.5 prekrýva sa predovšetkým s P a T vlnou. Preto je potrebné počítať s určitým kompromisom pri voľbe meznej frekvencie a filtračnej metódy. [7]

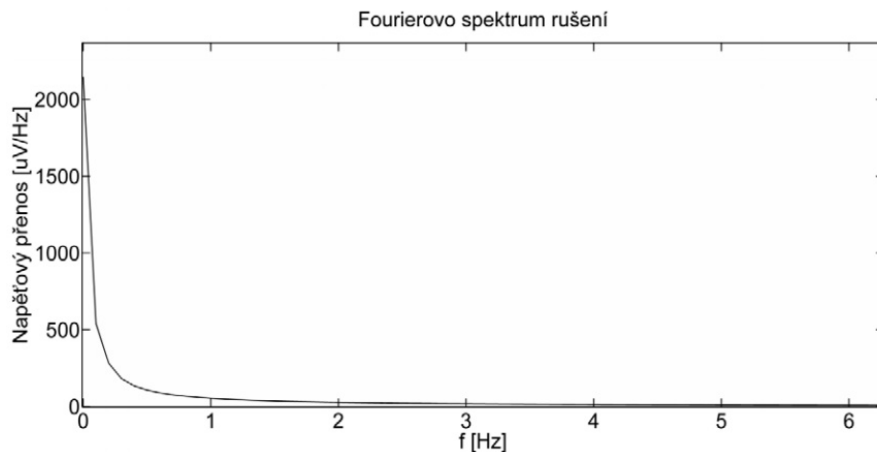
Na obrázku č. 2.7 je zobrazený časový priebeh EKG s driftom, môžeme pozorovať rastúci trend nulovej izolínie. Tento trend je zachytený na obrázku č. 2.8, kde vidíme časový priebeh rušenia získaný odčítaním zarušeného signálu a signálu, kde bol drift odfiltrovaný. Obrázok č. 2.9 ukazuje frekvenčné spektrum rušenia, kde môžeme pozorovať výrazné nízkofrekvenčné zložky. [8]



Obr. 2.7: Časový priebeh signálu EKG zarušený driftom [8]



Obr. 2.8: Časový priebeh rušenia (drift) [8]



Obr. 2.9: Frekvenčné spektrum rušenia (drift) [8]

Tento typ rušenia jednoducho odstránime FIR filtrom – hornou priepustou s meznou frekvenciou napríklad 2 Hz.

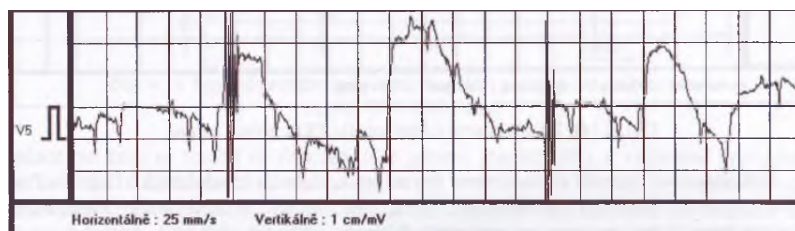
2.5.3 Impulzné rušenie

Jedná sa o širokopásmové rušenie, pre ktoré sú charakteristické skokové zmeny amplitúdy. Dôvodov vzniku impulzného rušenia je viacero: spínacie pochody, elektrostatický výboj, atmosférický výboj. [9]

Pri spínaní prístroja dochádza k prechodovému javu. Rýchla zmena prúdu má za následok vznik impulzu indukovaného napätia na záťaži. V dôsledku toho sa indukuje prúd na vodičoch EKG signálu a dochádza k skresleniu. [9]

Elektrostatický výboj je najbežnejšia príčina impulzného rušenia. Ide o výboj statickej elektriny spôsobený trecím pohybom mechanických častí alebo môže byť spôsobený obsluhou. [9]

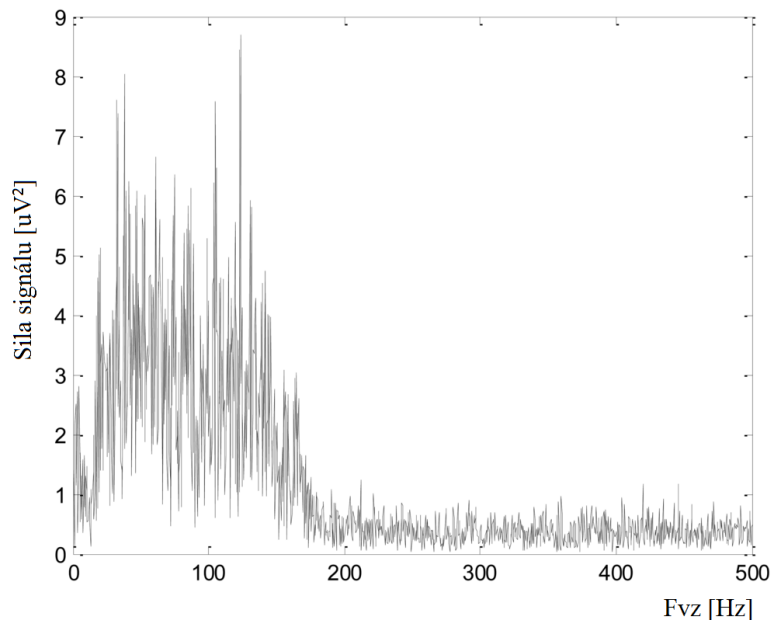
Atmosférický výboj je vyvolaný predovšetkým búrkami a výbojom blesku. Príčinou môže byť priamy úder blesku do hromozvodu alebo kovovej konštrukcie, nepriamy úder blesku do vonkajšieho vedenia. [9]



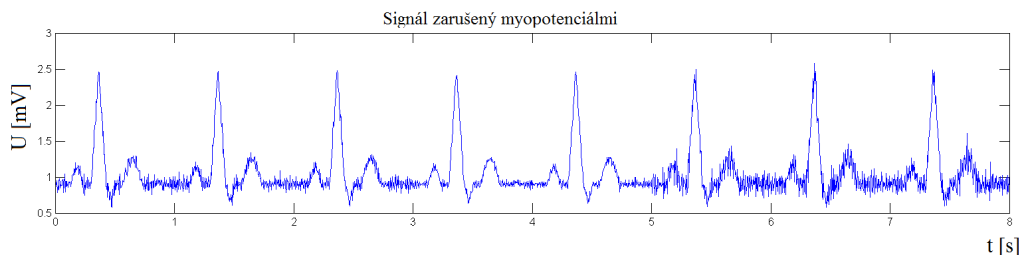
Obr. 2.10: Príklad impulzného rušenia [6]

2.5.4 Myopotenciály

Toto rušenie vzniká pri aktívnom pohybe svalov pacienta, značné je predovšetkým pri záťažových testoch. Najväčšie rušenie spôsobujú svaly, ktoré sú blízko elektród. Krátke elektrické impulzy riadia činnosť svalových buniek, ktoré sa potom prejavajú na snímanom EKG signáli. Preto upozorňujeme pacienta aby pri kludovom snímaní EKG ležal v pokoji. Avšak, pri záťažovom EKG sa to nedá ovplyvniť a keďže spektrum myopotenciálov začína už pri 10 Hz, značne sa prekrýva s užitočnou zložkou signálu. Práve preto je extrémne zložité toto rušenie odfiltrovať bez poškodenia pôvodného signálu, a to je dôvodom prečo sa v tejto semestrálnej práci venujeme práve filtrovaniu pohybových artefaktov – myopotenciálov. Pretože, ako je spomínané vyššie, ostatné rušenia nie je ťažké odstrániť jednoduchými postupmi. [6]



Obr. 2.11: Výkonové spektrum myopotenciálov [10]



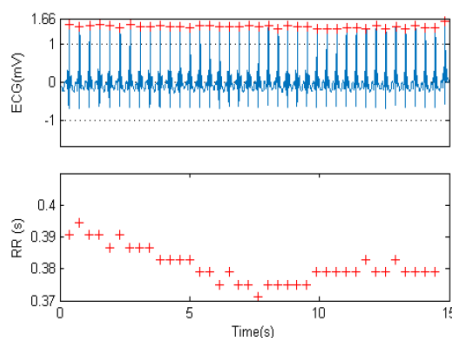
Obr. 2.12: Príklad signálu EKG zarušeného pohybovými artefaktmi

3 SPÔSOBY RIEŠENIA ODHADU KVALITY SIGNÁLU EKG

V tejto kapitole si predstavíme rôzne metódy riešenia odhadu kvality signálu.

3.1 Instantaneous Heart Rate (IHR)

Táto metóda je založená na odhadovaní kvality signálu zo štatistických funkcií. Snaží sa identifikovať, kde sú úseky poškodené a vylúčiť ich z celkového signálu [11]. Najskôr sa z EKG signálu vypočíta priebeh okamžitej srdcovej frekvencie (IHR) (obrázok č. 3.1).

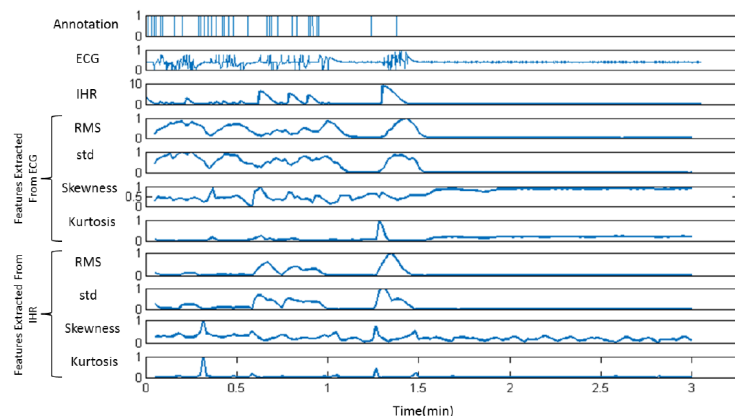


Obr. 3.1: Hore: vstupný signál EKG s nadetekovanými QRS komplexmi, dole: priebeh okamžitej srdcovej frekvencie [11]

Momentálne sú dva signály: EKG a získaný signál IHR. Na ne sa aplikujú 4 štatistické funkcie ako sú kvadratický priemer (RMS), smerodajná odchýlka (Std), šikmost (Skewness) a špicatosť (Kurtosis). Vzorce je vidieť na obrázku č. 3.2, kde n_s je počet vzoriek v plávajúcom okne (počet vzoriek v epoche) a $u_j(k)$ je jedna epocha. [11]

$RMS(u_j) = \sqrt{\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} u_j^2(k)}$	$Skewness(u_j) = \frac{\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - \mu_j)^3}{\left(\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - \mu_j)^2\right)^{3/2}}$
$Std(u_j) = \left(\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - \mu_j)^2\right)^{1/2}$ $\mu_j = \frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} u_j(k)$	$Kurtosis(u_j) = \frac{\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - \mu_j)^4}{\left(\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - \mu_j)^2\right)^2}$

Obr. 3.2: Vzorce štatistických funkcií, ktoré aplikujeme na signály EKG a IHR [11]

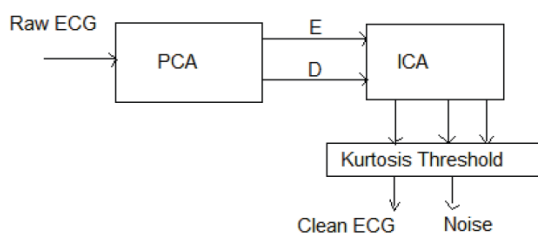


Obr. 3.3: Priebeh štatistických funkcií [11]

Priebeh funkcií je možné pozorovať na obrázku č. 3.3. Anotácie predstavujú skutočný výskyt artefaktov. Všimnime si, že artefakty sú len v prvej 1,5 minúte, zvyšok je čistý. Je možné pozorovať, že hodnoty RMS, Std a Skewness sa zvyšujú počas výskytu artefaktov, avšak hodnota Kurtosis je nízka pri výskyte rušenia. Vďaka týmto poznatkom je možné zarušené časti signálov vylúčiť a ďalej pracovať len so signálom, ktorý je užitočný. [11]

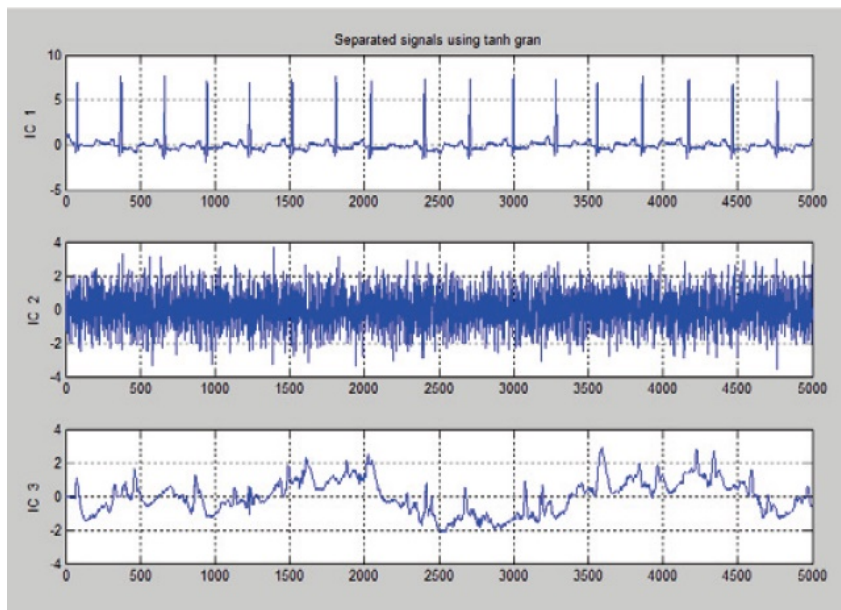
3.2 Fast ICA

Táto metóda funguje na princípe, ktorý je popísaný v schéme na obrázku č. 3.4.



Obr. 3.4: Schéma metódy odstránenia šumu pri zarušenom EKG [12]

Blok PCA predstavuje metódu hlavných komponent. Lineárnou transformáciou sa prevedú dáta na nekorelované a získa tak maticu vlastných vektorov (E) a vektor vlastných čísel (D). Tie vstupujú do bloku ICA (metóda nezávislých komponentov). ICA vstupuje rozdelí na prvky, ktoré sú nezávislé (obrázok č. 3.5) a tie vstupujú do bloku Kurtosis Threshold, kde sa rozpozná, ktorý z nezávislých komponentov je užitočný signál a ktorý je rušenie. Na takto oddelenom signáli prevedieme výpočet SNR a určíme kvalitu signálu. [12]



Obr. 3.5: Oddelené signály vychádzajúce z bloku ICA [12]

3.3 Kombinácia metód wSQI a jSQI

Táto metóda je popísaná v článku [13]. Ide o metódu využívajúcu kombináciu dvoch už známych metód odhadov kvality signálu wSQI a jSQI. wSQI bol navrhnutý aby znížil pri detekcii počet falošných alarmov u zarušených signálov. Tento algoritmus natrénovaný na dátach MIMIC DB. Výstupom tohto algoritmu je spojitá funkcia s hodnotami od 0 do 1. Hodnoty vyššie ako 0,5 popisujú signál dobrej kvality. Výstupom algoritmu jSQI sú binárne hodnoty 0 a 1 (pričom 0 predstavuje normálny rytmus srdca). Tieto dva výstupy sa skombinujú podľa vzorca:

$$\Psi(k) = \begin{cases} wSQI & \text{ak } jSQI = 0 \\ wSQI * \eta & \text{ak } jSQI = 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

kde $1 > \eta > 0$ je pozitívny koeficient, napr. $\eta = 0,7$. Ak jSQI indikuje normálny rytmus srdca, je možné prehlásiť, že hodnota wSQI je dôveryhodná a ψ sa bude rovnať hodnote wSQI. Ak sa však jedná o abnormálny rytmus srdca, hodnota wSQI nie je dôveryhodná a musí byť znížená vynásobením koeficientom η . [13]

3.4 The weighted cross-correlation coefficient (WXCC)

V tejto metóde je odhad kvality signálu vykonávaný dvoma algoritmi a rozdeľuje kvalitu signálu do troch kategórií: dobrá, stredná a zlá.

Prvý algoritmus využíva hodnoty RR intervalov. Kvalita signálu automaticky klesne z dobrej na strednú ak je dĺžka RR intervalu dlhšia ako 2s (pulz < 30 úderov za minútu) alebo kratšia ako 0.32 s (pulz > 190 úderov za minútu). Na druhú stranu, kvalita signálu klesne na zlú ak je RR interval 3,5krát dlhší ako prechádzajúci RR interval a je dlhší ako 2 s. [14]

Druhý algoritmus využíva sekvenciu WXCC (výpočet v článku [14]) na odhad hladiny šumu v signáli. Primárne je určený na identifikáciu náhleho nárastu šumu v dôsledku myopotenciálov. Aktivita šumu (NAC) sa vypočíta ako súčet druhých mocnín všetkých hodnôt WXCC väčších ako 0,1 v intervale normalizovaný počtom bodov v intervale. \overline{NAC} je exponenciálne váhovaný priemer hodnôt NAC . ΔNAC je rozdiel NAC a \overline{NAC} . Hodnoty \overline{NAC} , $\Delta NAC'_n$ a $\overline{\Delta NAC}$ sú vypočítané ako: [14]

$$\overline{NAC}_n = \begin{cases} (15\overline{NAC}_{n-1} + 0.5)/15, & (NAC_n - \overline{NAC}_{n-1}) > 0.5 \\ (14\overline{NAC}_{n-1} + NAC_n)/15, & 0.5 \geq (NAC_n - \overline{NAC}_{n-1}) > 0 \\ (2\overline{NAC}_{n-1} + NAC_n)/3, & (NAC_n - \overline{NAC}_{n-1}) \leq 0. \end{cases}$$

$$\Delta NAC'_n = \begin{cases} \Delta NAC_n = NAC_n - \overline{NAC}_{n-1}, & \Delta NAC_n \leq 0,5 \\ 0,5, & \Delta NAC_n > 0,5 \end{cases} \quad (3.2)$$

$$\overline{\Delta NAC}_n = (14\overline{\Delta NAC}_{n-1} + |\Delta NAC'_n|)/15 \quad (3.3)$$

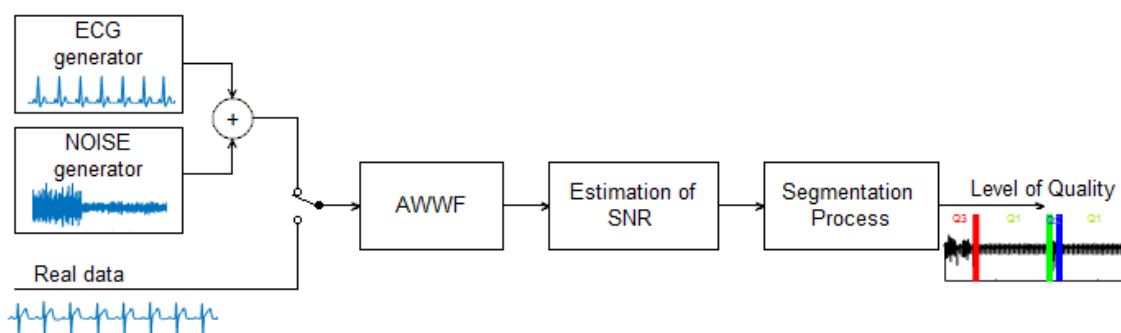
Kvalita signálu klesne na strednú ak hodnota $(\Delta NAC - \overline{\Delta NAC}) > 0,5$. Okrem toho ak hodnota intervalu $(\Delta NAC - \overline{\Delta NAC}) > 0,9$ špeciálne počítadlo zvýši svoju hodnotu o 3. Maximálna hodnota počítadla je 18. Počítadlo sa zníži o 1 ak $(\Delta NAC - \overline{\Delta NAC}) \leq 0,5$, pokiaľ počítadlo neklesne na nulu. Kvalita signálu klesne na zlú ak je hodnota počítadla vyššia ako 13 avšak stúpne späť na dobrú ak je hodnota počítadla menšia ako 7.

3.5 Butterworth high-pass filter

V tejto metóde sa využíva Butterworthov high-pass filter tretieho rádu (mezná frekvencia 25 Hz). Signál EKG sa rozdelí na neprekrývajúce sa úseky o dĺžke 120 ms. Na každý úsek sa použije filter zvlášť. Ten oddelí šum od užitočnej zložky signálu v každom úseku. Odhadovaný šum je určený ako medián zo všetkých odhadovaných hodnôt šumu z jednotlivých úsekov. [15]

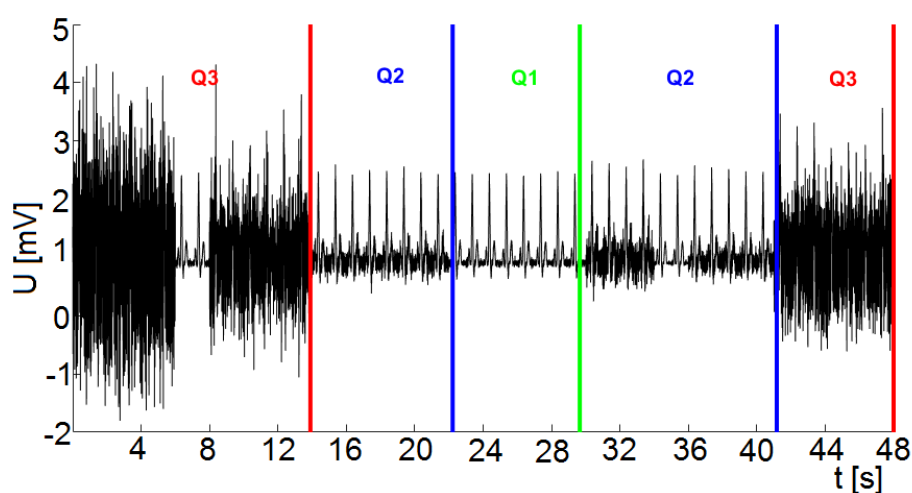
4 NÁŠ SPÔSOB RIEŠENIA ODHADU KVALITY SIGNÁLU EKG

Naša metóda odhadu kvality signálu EKG pozostáva z dvoch častí, prvá časť obsahuje generovanie umelého signálu EKG a umelých myopotenciálov, implementáciu Adaptívneho Vlnkového Wienerovského Filtra a následne spojitý výpočet Signal-to-Noise Ratio (SNR). Druhá časť zahŕňa proces segmentácie, kde EKG signál delíme do troch kategórií: signál vhodný na celkové rozmeranie signálu EKG, signál vhodný na detekciu QRS komplexov a signál nevhodný na ďalšie spracovanie. Blokový diagram našej metódy môžeme vidieť na obrázku č. 4.1. Proces segmentácie prebieha v reálnom čase. Algoritmus bol implementovaný v programovacom prostredí MATLAB R2016b.



Obr. 4.1: Blokový diagram real-time odhadu kvality signálu EKG

Na obrázku č. 4.2 môžeme vidieť výsledok našej metódy odhadu kvality signálu EKG. Podrobnejšie budú časti metódy popísané v kapitolách 5 a 6.



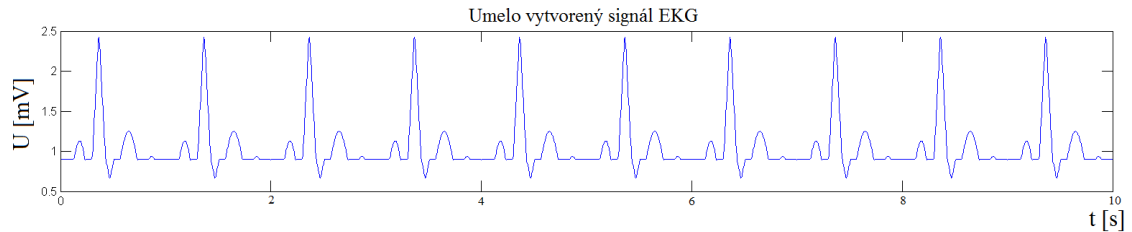
Obr. 4.2: Ukážka procesu segmentácie

5 ODHAD SIGNAL-TO-NOISE RATIO (SNR)

Pre odhad kvality signálu EKG sme zvolili filtráciu pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtra, ktorý navrhol Ing. Lukáš Smital, Ph.D [16]. Najskôr sme ho vyskúšali na umelo vytvorenom signáli EKG s umelo vytvoreným zarušením myopotenciálmi aby sme overili správnosť implementácie.

5.1 Vytvorenie zašumeného signálu

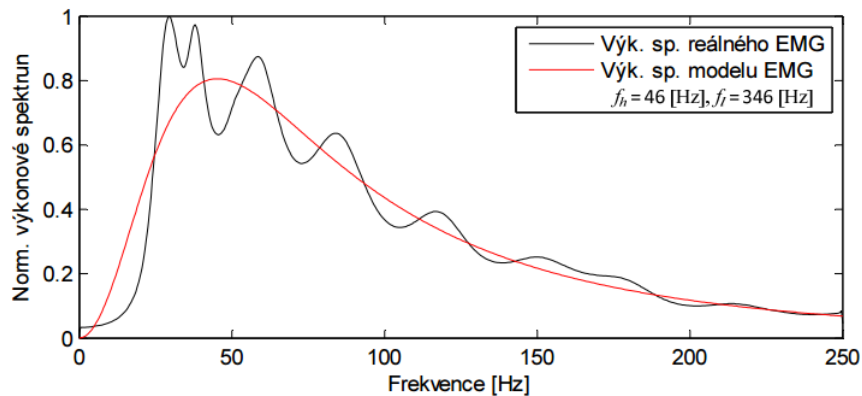
Software na vytvorenie umelého signálu EKG sme prebrali z [17]. Vzorkovacia frekvencia je 250 Hz. Príklad signálu môžeme vidieť na obrázku 5.1.



Obr. 5.1: Umelo vytvorený signál EKG

K tomuto signálu sme pridali umelo vytvorené rušenie EMG. K jeho vytvoreniu sme použili software [18], ktorý bol inšpirovaný prácami [19], [20] a [21]. Jeho princípom je na biely Gaussovský šum aplikovať nasledovný tvarovací filter:

$$H_m(f) = \frac{f_h^4 f^2}{(f^2 + f_l^2)(f^2 + f_h^2)^2} \quad (5.1)$$

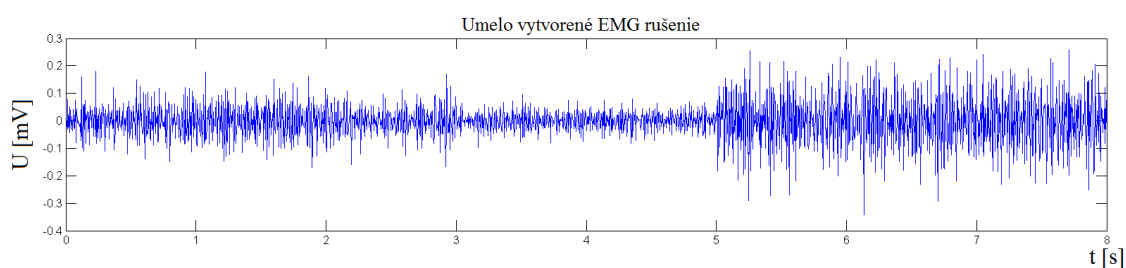


Obr. 5.2: Reálne výkonové spektrum EMG rušenia (čierne) a model výkonového spektra EMG s parametrami $f_h = 46$ Hz a $f_l = 346$ Hz (červené) [22]

Model výkonového spektra EMG rušenia môžeme vidieť na obrázku č. 5.2 v porovnaní s výkonovým spektrom reálneho EMG.

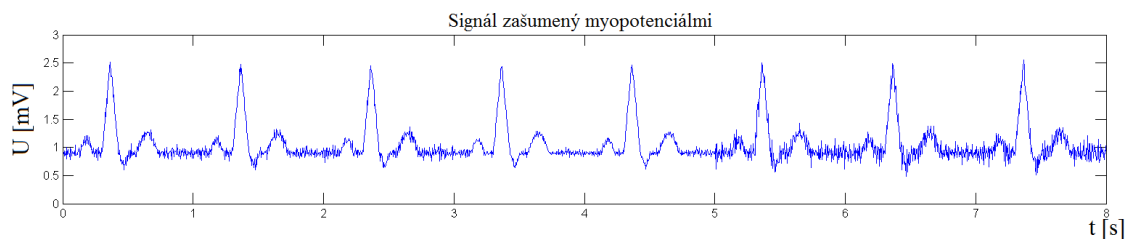
Ako môžeme pozorovať na obrázku č. 5.3, výkon šumu sa postupne mení. Navrhli sme algoritmus, ktorého vstupom je vektor chcených hodnôt SNR a vektor dĺžok jednotlivých SNR. Na obrázku č. 5.3 sa SNR postupne mení z 15 na 20 a nakoniec na 10 dB. SNR je objektívny spôsob hodnotenia kvality signálu. Je to pomer výkonu signálu ku výkonu šumu (rovnica 5.2), kde $s(n)$ je užitočný signál, s' je stredná hodnota signálu $s(n)$ a $w(n)$ je šum [22].

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{N-1} [s(n) - s']^2}{\sum_{n=0}^{N-1} w(n)^2} [dB] \quad (5.2)$$



Obr. 5.3: Umelo vytvorené EMG rušenie s rôznou intenzitou

Spojením signálov $s(n)$ a $w(n)$ vznikol zašumený signál EKG (obr. č. 5.4), s ktorým môžeme ďalej pracovať a aplikovať naň adaptívny vlnkový wienerovský filter.

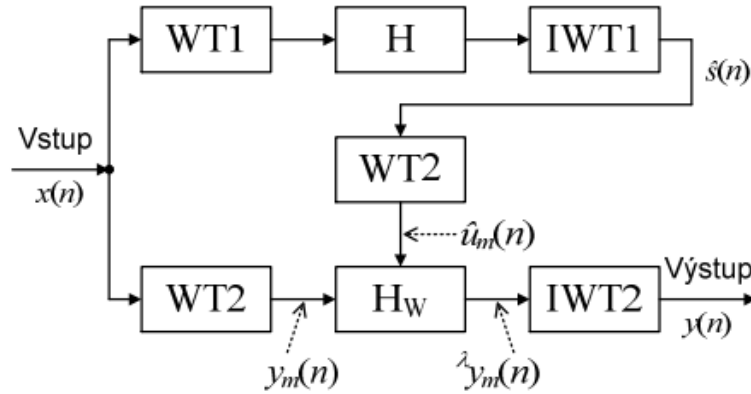


Obr. 5.4: EKG signál zašumený myopotenciálmi

5.2 Implementácia Adaptívneho Vlnkového Wienerovského Filtru (AWWF)

Schému pilotného odhadu vlnkového wienerovského filtru môžeme vidieť na obrázku č. 5.5. Vo vrchnej vetve sú 3 bloky: vlnková transformácia WT1, úprava koeficientov vlnkovej transformácie H a inverzná vlnková transformácia IWT1 [22].

Vlnkové koeficienty, ktoré vyšli z WT1 boli v bloku H upravené pomocou prahu λ (5.4). Na výpočet prahových hodnôt je možné použiť niektorý z odvodených vzťahov:



Obr. 5.5: Schéma vlnkového wienerovského filtru [22]

empirický, univerzálny, SURE, Minimax, atď. Vždy sa však jedná o vynásobenie odhadnutej smerodajnej odchýlky šumu určitou fyzikálnou bezrozmernou konštantou. V našom prípade sme túto konštantu označili ako empirickú konštantu K . Najskôr hodnoty smerodajnej odchýlky vypočítame zo vzťahu [22]:

$$\sigma_v = \frac{\text{med}(|b(n)|)}{0,6745} \quad (5.3)$$

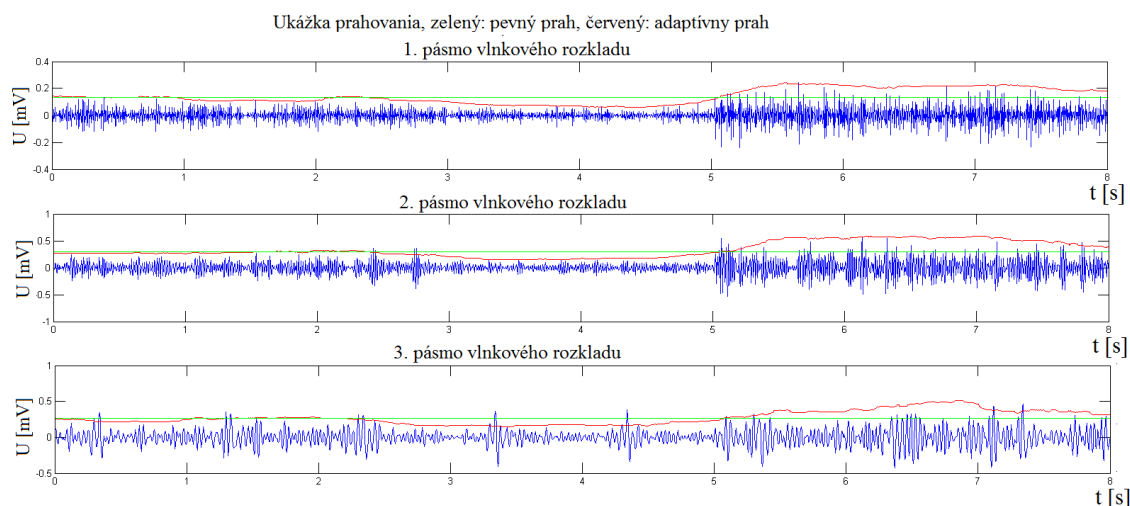
Výsledná hodnota prahu je daná vzťahom:

$$\lambda = K\sigma_v \quad (5.4)$$

Teraz pristúpime k adaptívnej časti bloku H a tou je vypočítanie prahu pomocou plávajúceho okna. Okno zohľadňuje premenlivosť intenzity rušenia v časovom priebehu signálu. Adaptívny prah priraduje určitú prahovú hodnotu každému vlnkovému koeficientu. Najskôr vypočítame smerodajnú odchýlku v plávajúcom okne a z nej hodnotu prahu. Veľkosť okna sme určili na dĺžku RR intervalu, aby nedochádzalo k tomu že by v okne boli dva QRS komplexy, čo by spôsobilo nepresnosti. Dĺžku RR intervalov sme vypočítali pomocou algoritmu [23] a teda veľkosť okna prispôbujeme aktuálnej dĺžke RR intervalu. Porovnanie pevného a adaptívneho prahu môžeme vidieť na obrázku č. 5.6 [22].

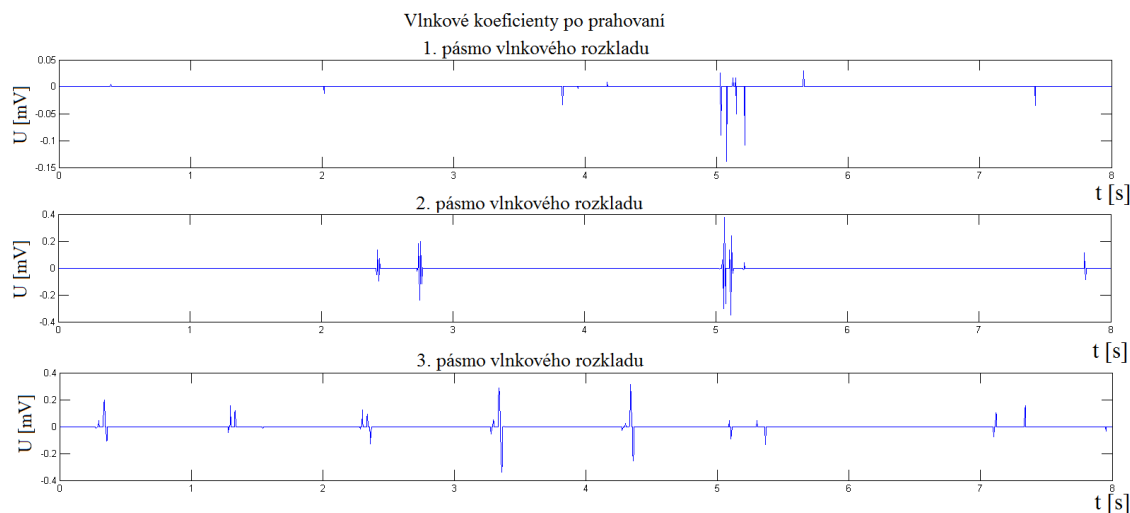
Pomocou hodnôt adaptívneho prahu môžeme upravovať vlnkové koeficienty. Všetky hodnoty, ktoré sú nižšie alebo rovné ako prah nastavíme na nulu a hodnoty vyššie ako prah upravíme podľa vzorca [22]:

$$x_\lambda = \begin{cases} x - \frac{\lambda^2}{x}, & \text{pre } |x| > \lambda \\ 0, & \text{pre } |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (5.5)$$



Obr. 5.6: Ukážka prahovania, porovnanie pevného prahu (zelený) a adaptívneho prahu (červený)

Výsledok prahovania môžeme vidieť na obrázku č. 5.7. Prahovanie nie je vykonávané vo frekvenčnom pásme obsahujúcom najnižšie frekvencie, lebo v tomto pásme sa vlnkové koeficienty šumu takmer nevyskytujú [22].



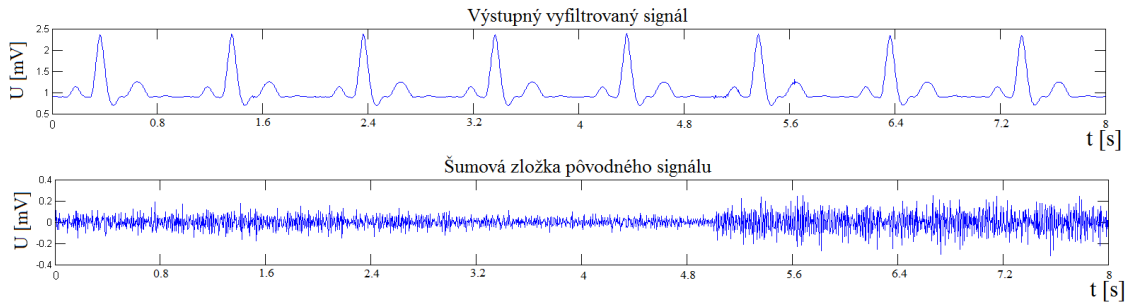
Obr. 5.7: Vlnkové koeficienty po prahovaní

Spodná vetva (obrázok č. 5.5) sa skladá zo 4 blokov: dva zhodné bloky vlnkovej transformácie WT2, vlastný wienerovský filter Hw a inverzná vlnková transformácia IWT2. Transformácií WT2 je podrobený vstupný signál $x(n)$ ale aj pilotný odhad užitočného signálu $\hat{s}(n)$. Koeficienty, ktoré vypočítame u_m a y_m sú vstupom pre vlastný wienerovský filter Hw, v ktorom je vypočítaný korekčný faktor g_m podľa

vzorca 5.6, kde σ_{vm} je rozptyl šumu m-tého pásma [22].

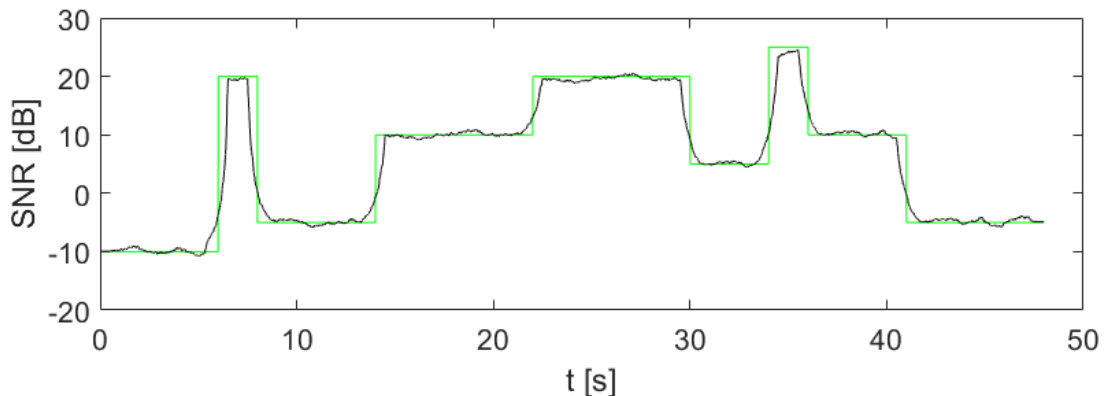
$$g_m(n) = \frac{u_m(n)^2}{u_m(n)^2 + \sigma_{vm}(n)^2} \quad (5.6)$$

Následne sme korekčný faktor vynásobili s výstupom filtra WT2 y_m a získali upravenú podobu vlnkových koeficientov $\lambda y_m(n)$. Inverznou transformáciou IWT2 týchto upravených vlnkových koeficientov dostávame výstupný filtrovaný užitočný signál $y(n)$, ktorý môžeme vidieť na obrázku č. 5.8 – hore. Po odčítaní užitočného signálu od pôvodného signálu dostaneme iba šumovú zložku, obrázok č. 5.8 – dole [22].



Obr. 5.8: Hore: výstupný vyfiltrovaný signál $y(n)$,
dole: šumová zložka pôvodného signálu

Z dvoch signálov (obrázok č. 5.8) môžeme vypočítať priebeh SNR podľa vzorca 5.2. Priebeh môžeme vidieť na obrázku č. 5.9 – dole. Hore je pre porovnanie zobrazený priebeh vstupných hodnôt SNR pri zašumovaní. Vidíme, že odhad SNR je približne rovnaký ako na začiatku pri vytváraní šumu. Dochádza akurát ku prechodovému javu, ktorý sa budeme snažiť do budúcnosti odstrániť. Môžeme prehlásiť, že metóda AWWF bola úspešná a môžeme ju použiť aj na reálnych dátach.



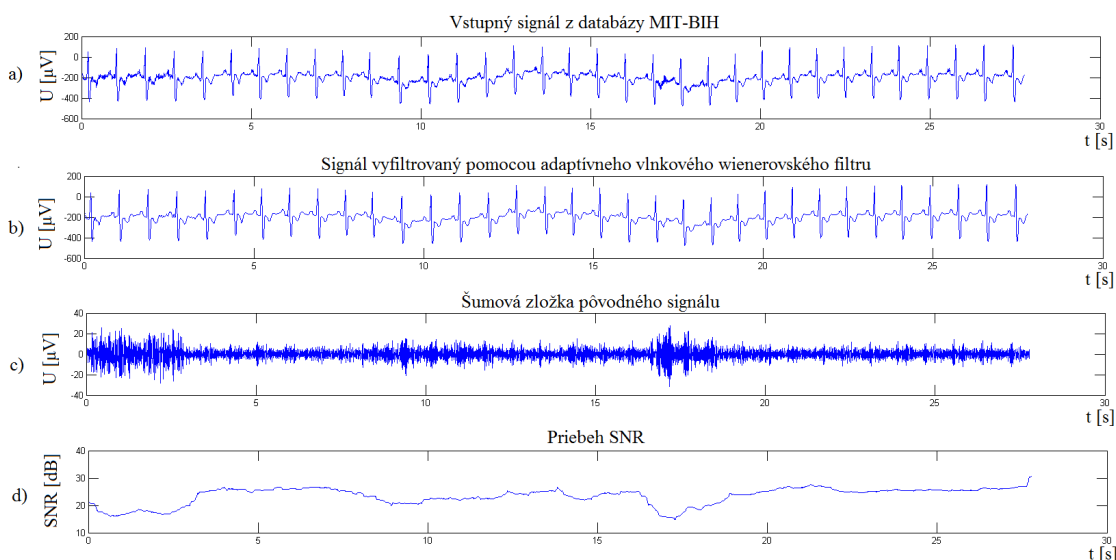
Obr. 5.9: Vstupné hodnoty SNR pri zašumovaní - zelená, priebeh SNR z vyfiltrovaného signálu - čierna

5.3 Testovanie na reálnych dátach

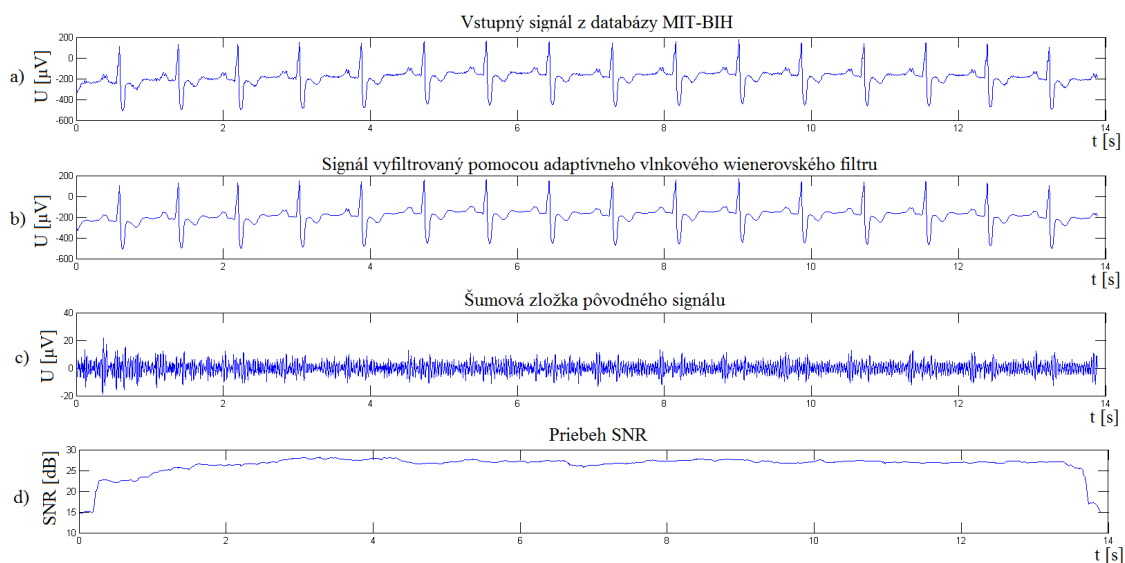
Navrhnutú metódu sme otestovali na reálnych dátach z databáz The MIT-BIH Noise Stress Test Database [24], vzorkovacia frekvencia 360 Hz, ďalej z databázy súťaže Computing in Cardiology Challenge 2017 [25], vzorkovacia frekvencia 300 Hz.

Výsledky testu môžeme vidieť na obrázkoch č. 5.10, 5.11 a 5.12. Z MIT-BIH sme pre ukážku zvolili vzorku databázy označenú ako 118e00 dĺžky 30 minút. Obrázok č. 5.10 ukazuje priebeh prvých necelých 30 sekúnd a na obrázku č. 5.11 môžeme vidieť priebeh 42. až 56. sekundy signálu. Všimnime si, že priebeh krivky SNR kopíruje zmeny šumu. Tam kde sa amplitúda šumu zvýši, tam sa hodnota SNR zníži a naopak.

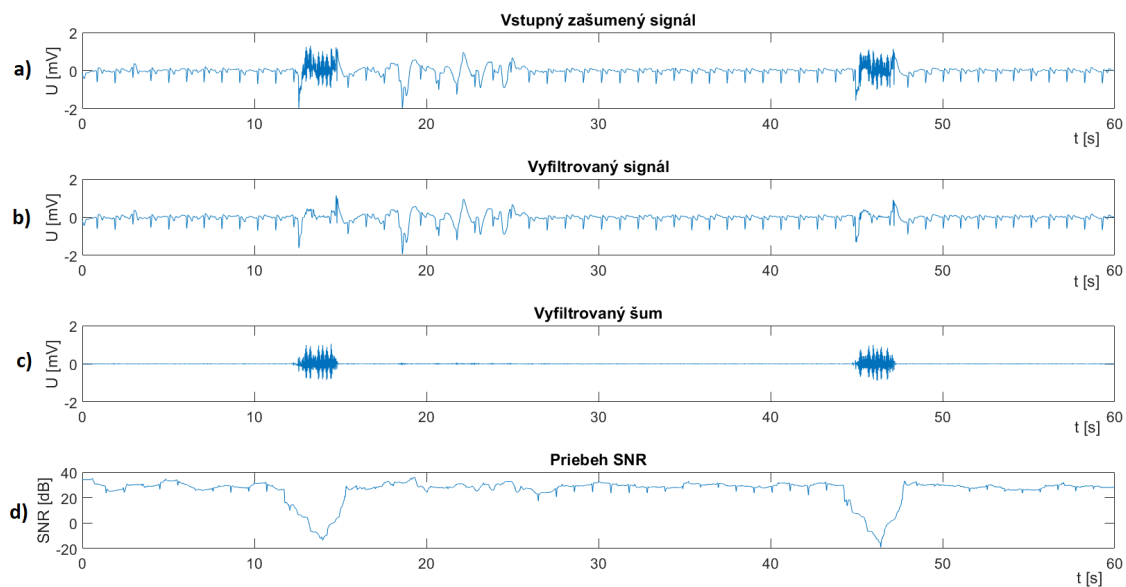
Z databázy Computing in Cardiology Challenge 2017 sme zvolili vzorku A01237 (obrázok č. 5.12), ktorá obsahuje omnoho vyššiu úroveň šumu a vidíme, že Adaptívny Vlnkový Wienerovský Filter zachytí aj túto úroveň. Môžeme zhodnotiť, že metóda AWWF je funkčná.



Obr. 5.10: a) Vstupný signál z databázy MIT-BIH,
b) signál vyfiltrovaný pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtru,
c) šumová zložka pôvodného signálu,
d) priebeh SNR.



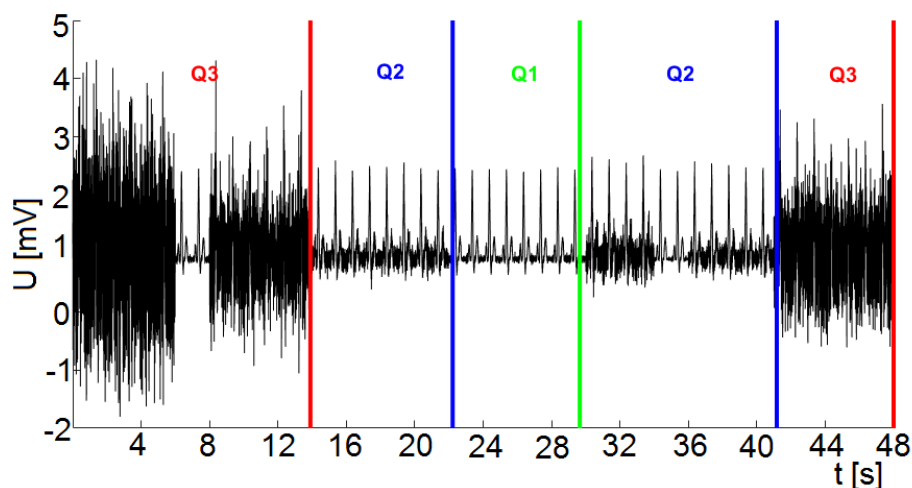
Obr. 5.11: a) Vstupný signál z databázy MIT-BIH,
 b) signál vyfiltrovaný pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtru,
 c) šumová zložka pôvodného signálu,
 d) priebeh SNR.



Obr. 5.12: a) Vstupný signál z databázy Computing in Cardiology Challenge 2017,
 b) signál vyfiltrovaný pomocou adaptívneho vlnkového wienerovského filtru,
 c) šumová zložka pôvodného signálu,
 d) priebeh SNR.

6 SPÔSOB SEGMENTÁCIE

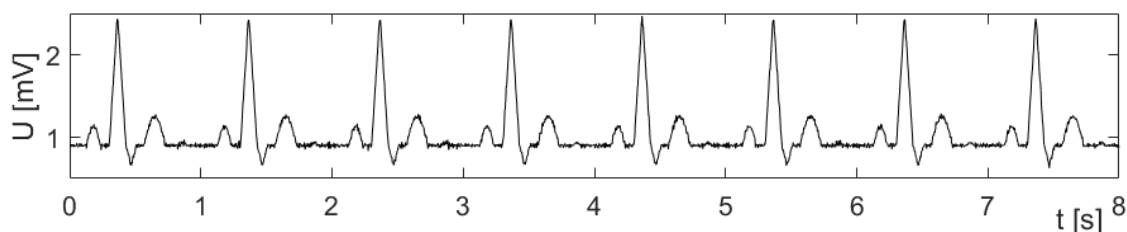
Segmentačný algoritmus je založený na spracovaní spojitého odhadu SNR, ktorý sme získali pomocou Adaptívneho Vlnkového Wienerovského Filtra. Signál EKG segmentujeme do troch kategórií Q1, Q2 a Q3. Príklad segmentácie môžeme vidieť na obrázku č. 6.1.



Obr. 6.1: Ukážka procesu segmentácie

6.1 Kategória kvality EKG Q1

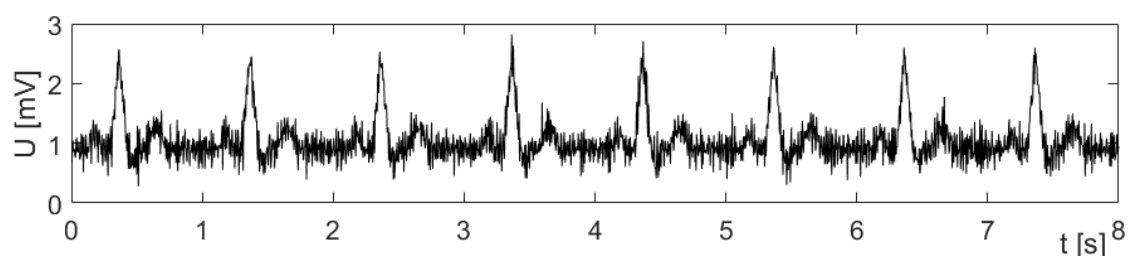
Kategória Q1 obsahuje úseky EKG, ktoré sú vhodné na celkové rozmeranie signálu. Vieme z nich určiť, okrem iného, začiatok, vrchol a koniec vlny P, QRS a T. Dĺžka trvania jednotlivých vln poskytuje údaje o stave srdca a môže indikovať niektoré kardiologické ochorenia. Ukážku signálu EKG kvality Q1 môžeme vidieť na obrázku č. 6.2.



Obr. 6.2: Ukážka signálu EKG kategórie Q1

6.2 Kategória kvality EKG Q2

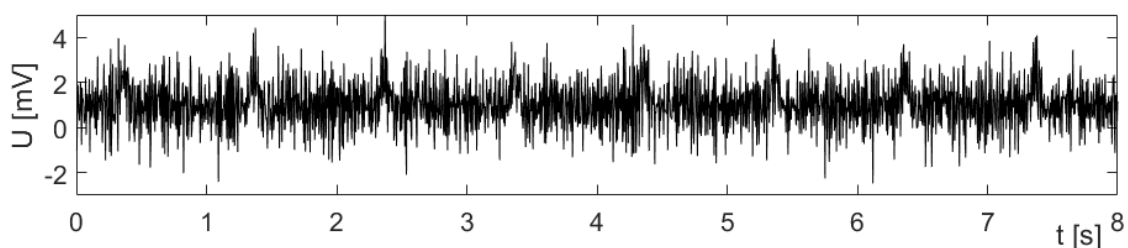
Kategória Q2 obsahuje časti signálu EKG mierne horšej kvality, avšak stále vhodnej na detekciu QRS komplexov. Okamih výskytu a tvar komplexu poskytujú významné informácie o súčasnom stave srdca. Vzhľadom k jeho charakteristickému tvaru slúži ako základ pre automatickú detekciu srdcovej tepovej frekvencie, klasifikáciu srdcových cyklov, alebo sa využíva v algoritmoch pre kompresiu EKG dát. Ukážku signálu EKG kvality Q2 môžeme vidieť na obrázku č. 6.3.



Obr. 6.3: Ukážka signálu EKG kategórie Q2

6.3 Kategória kvality EKG Q3

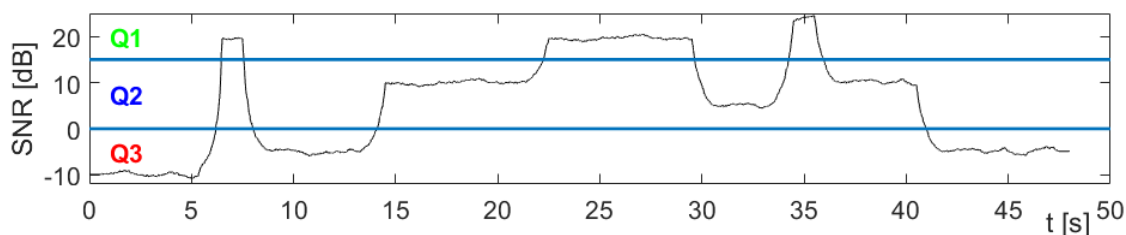
Posledná kategória Q3 obsahuje veľmi zarušené úseky EKG, ktoré nie sú vhodné pre žiadnu ďalšiu analýzu. Zarušené časti by pri analýze spôsobili interpretáciu nesprávnych výsledkov a mohlo by dôjsť k nedorozumeniu. Ukážku signálu EKG kvality Q3 môžeme vidieť na obrázku č. 6.4.



Obr. 6.4: Ukážka signálu EKG kategórie Q3

6.4 Hranice medzi kategóriami

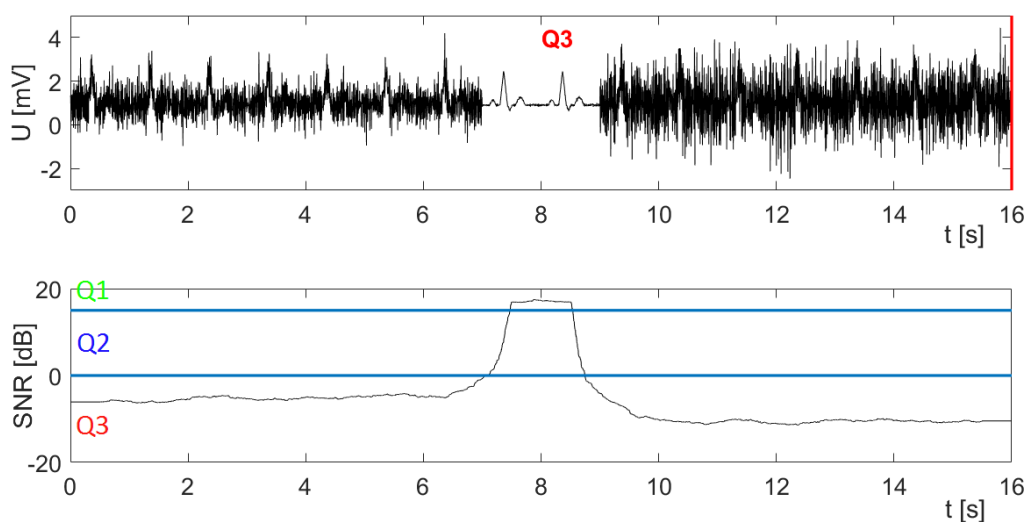
Hranice medzi jednotlivými kategóriami boli stanovené experimentálne s cieľom maximalizovať schopnosť detektorov detekovať P, QRS a T vlny. Medzi kategóriami Q1 a Q2 sme empiricky zvolili hranicu 15 dB. Medzi Q2 a Q3 zaznamenala najlepšie výsledky hranica 0 dB. V prípade kmitania priebehu SNR v okolí hraníc medzi kategóriami sa časť EKG zaradí do kategórie Q2.



Obr. 6.5: Odhad SNR - čierna, hranice kategórií - modrá

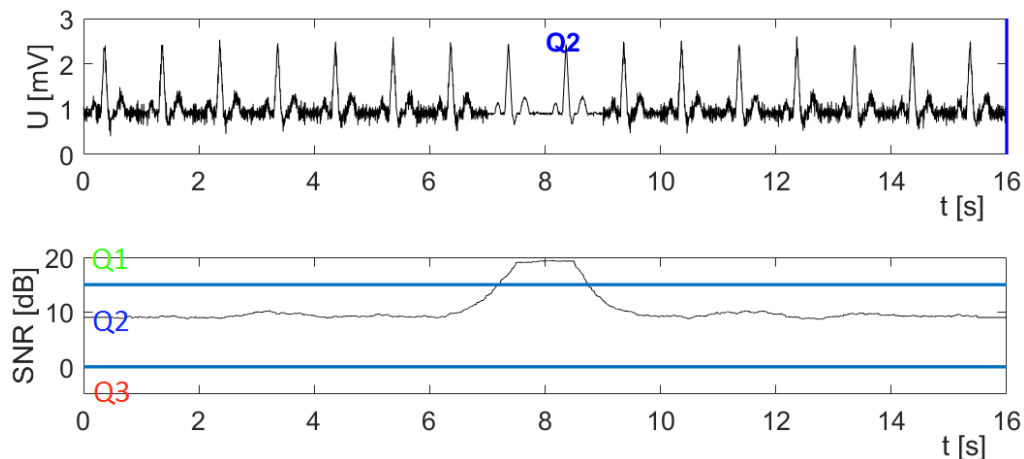
6.5 Ďalšie pravidlá segmentácie

Náš algoritmus pracuje aj s dĺžkou jednotlivých úsekov. Ak sa krátky signál dobrej kvality (Q1 alebo Q2) nachádzal vo veľmi zarušenej oblasti (Kategória Q3), tento krátky úsek sme klasifikovali ako signál nevhodný na ďalšiu analýzu. Stalo sa tak z dôvodu, že je veľmi krátky a zistené výsledky by nemali výpovednú hodnotu. Na obrázku č. 6.6 je krátky úsek dobrej kvality zaradený do Q3, všetko čo sa nachádza od zvislej čiary naľavo je zaradené do konkrétnej kategórie kvality.



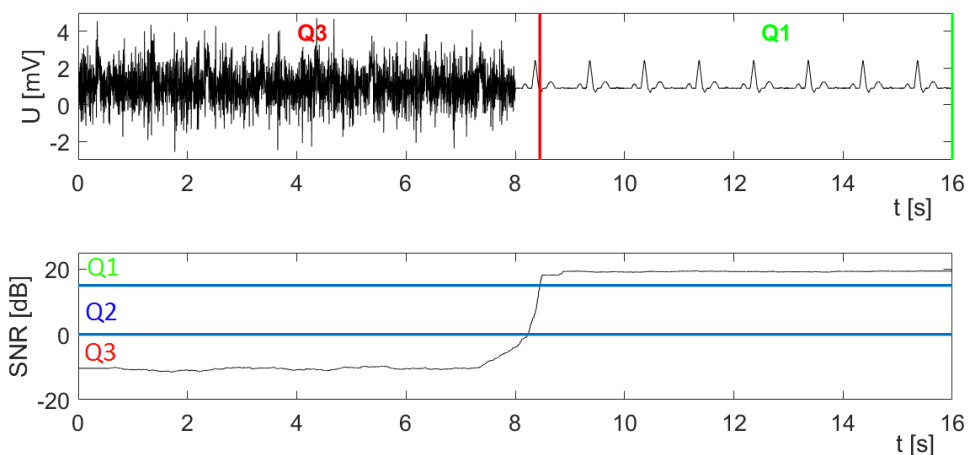
Obr. 6.6: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórie kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Ak sa v strede dlhšieho signálu kategórie Q2 vyskytne krátky úsek kategórie Q1, na tomto krátkom úseku nevykonávame celkové rozmeranie signálu ale zaradíme ho do kategórie Q2 - vhodný pre detekciu QRS komplexov. Príklad môžeme vidieť na obrázku č. 6.7.



Obr. 6.7: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórie kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

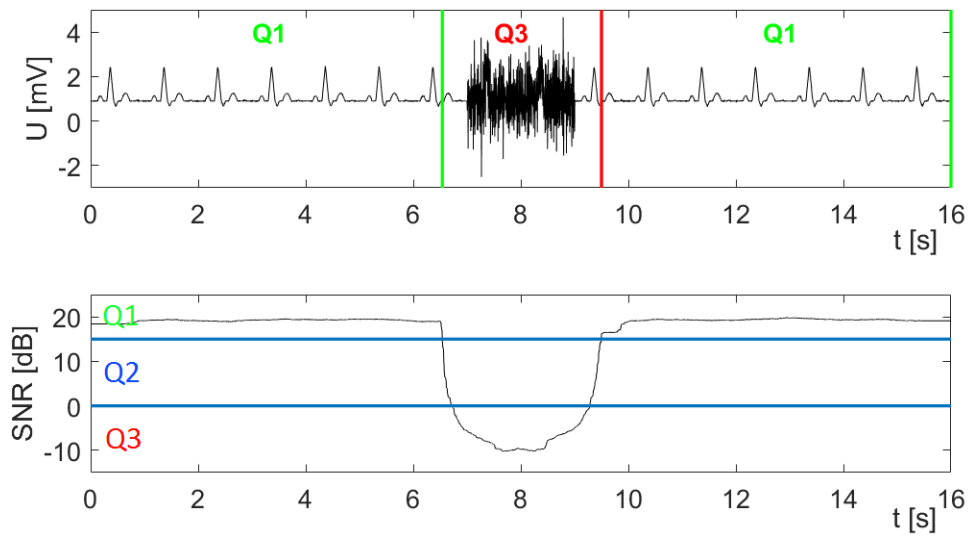
Pri prechode cez obe hranice kategórií v krátkom čase, úsek nachádzajúci sa v strednej kategórii (Q2) je zaradený do Q3. Rozhodli sme sa tak z dôvodu ošetrenia hraníc segmentov. Krátky úsek najhoršej kvality (Q3) by mohol byť zaradený do najlepšej kvality (Q1), čo by spôsobilo značné škody pri analýze. Príklad môžeme vidieť na obrázku č. 6.8.



Obr. 6.8: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Naopak ak sa v signáli dobrej kvality vyskytne krátky úsek zlej kvality (Q3), krátky úsek nepoužívame a ponecháme si len signál dobrej kvality, ktorý sa nachádza

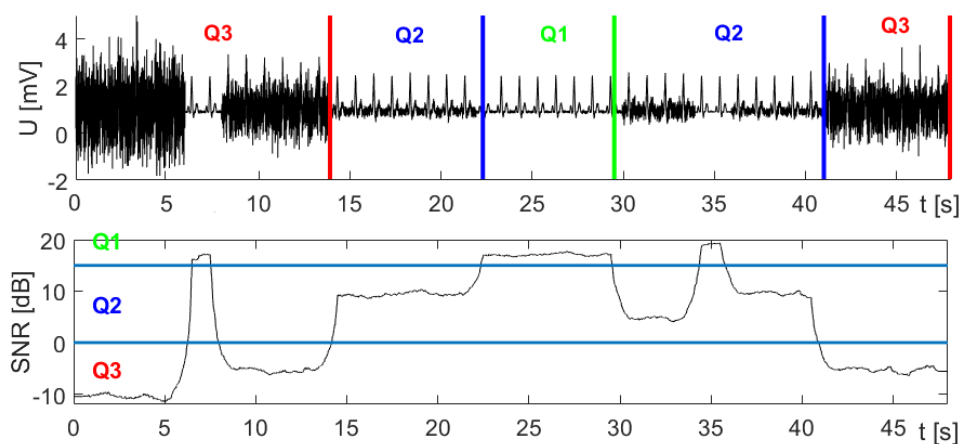
v okolí. Príklad môžeme vidieť na obrázku č. 6.9. Hranica či sa jedná o krátky signál bola experimentálne stanovená na 3 sekundy.



Obr. 6.9: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

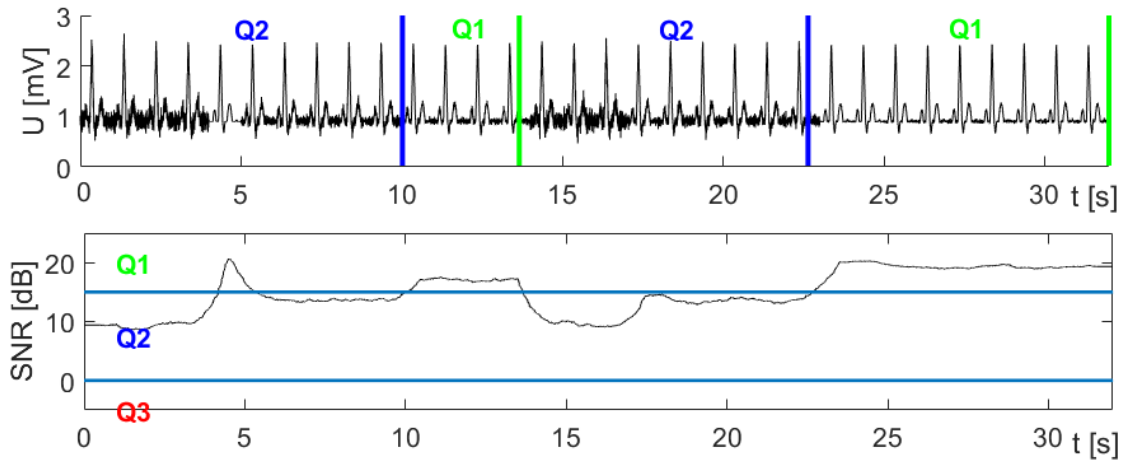
6.6 Testovanie na umelých dátach

Algoritmus sme otestovali na desiatich umelých signáloch. Na obrázku č. 6.10 je možné vidieť krátky prechod z kategórie Q3 do Q1 ale aj z Q2 do Q1. Signál obsahuje 5 segmentov.



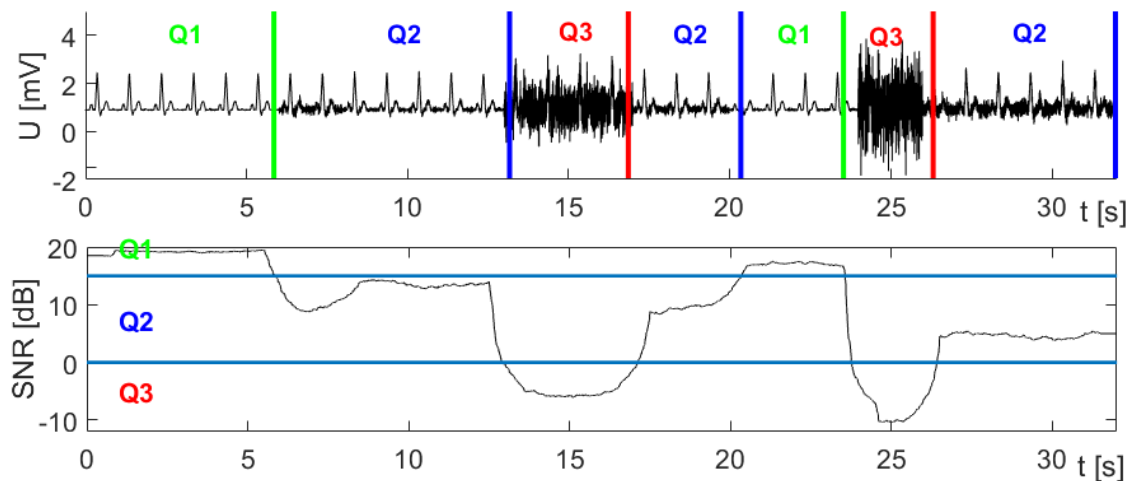
Obr. 6.10: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Na obrázku č. 6.11 môžeme vidieť výsledok triedenia algoritmu do kategórií Q1 a Q2. V prvej časti signálu sa nachádza krátky prekmit z Q2 do kategórie Q1. signál obsahuje 4 segmenty.



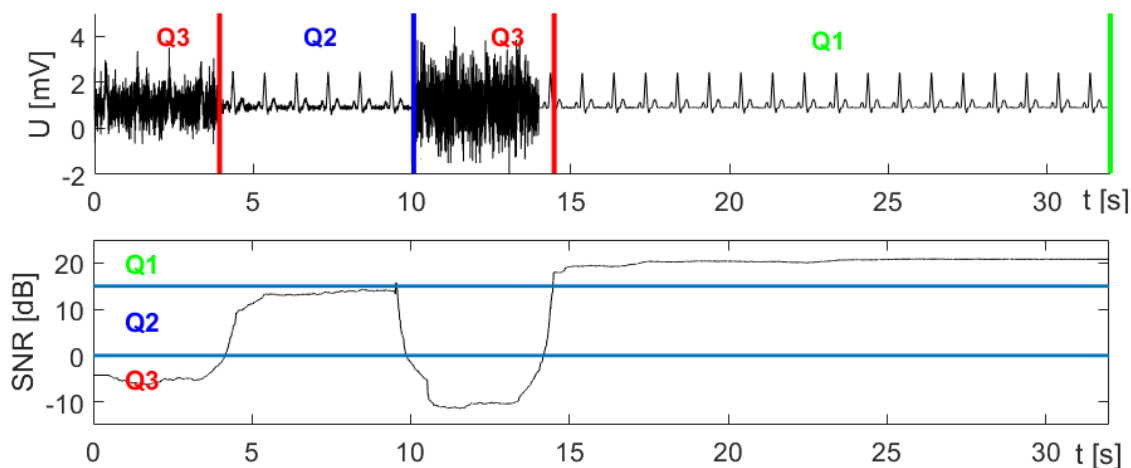
Obr. 6.11: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Obrázok č. 6.12 ukazuje okrem iného prechod z kategórie Q1 do Q3. Teda môžeme pozorovať, že úsek prechodu v kategórií Q2 je zaradený do Q3. Signál obsahuje 7 segmentov.



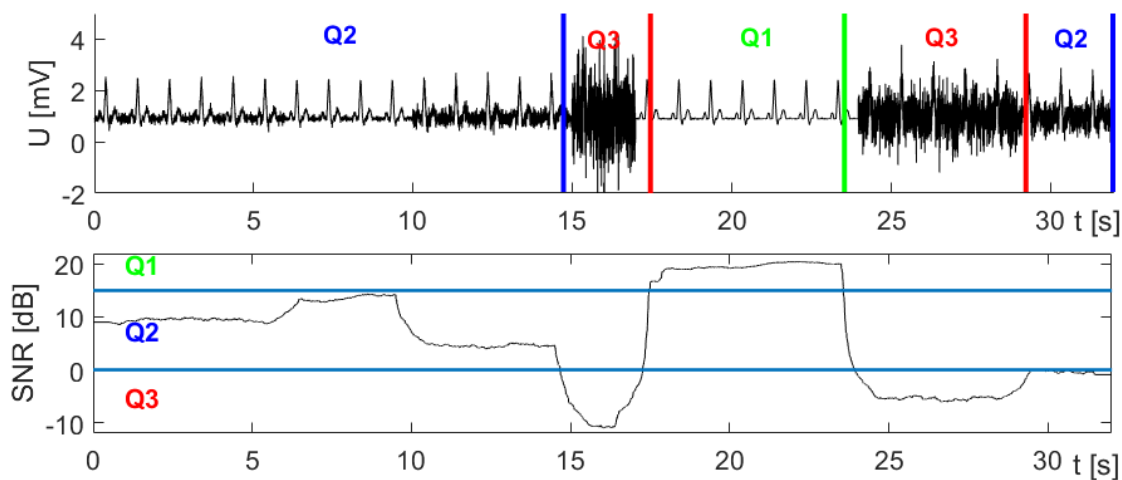
Obr. 6.12: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Obrázok č. 6.13 ukazuje úseky najhoršej kvality zaradené do kategórie Q3. Signál obsahuje 4 segmenty.



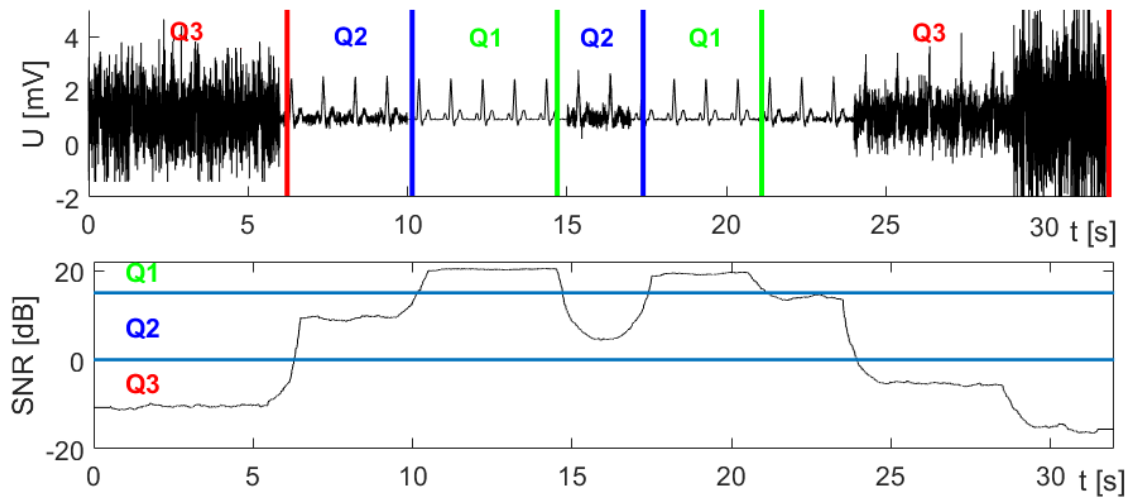
Obr. 6.13: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Na konci obrázku č. 6.14 môžeme vidieť kmitanie medzi kategóriami Q2 a Q3 v oblasti hranice. Úsek je zaradený do kategórie Q2. Signál obsahuje 5 segmentov.



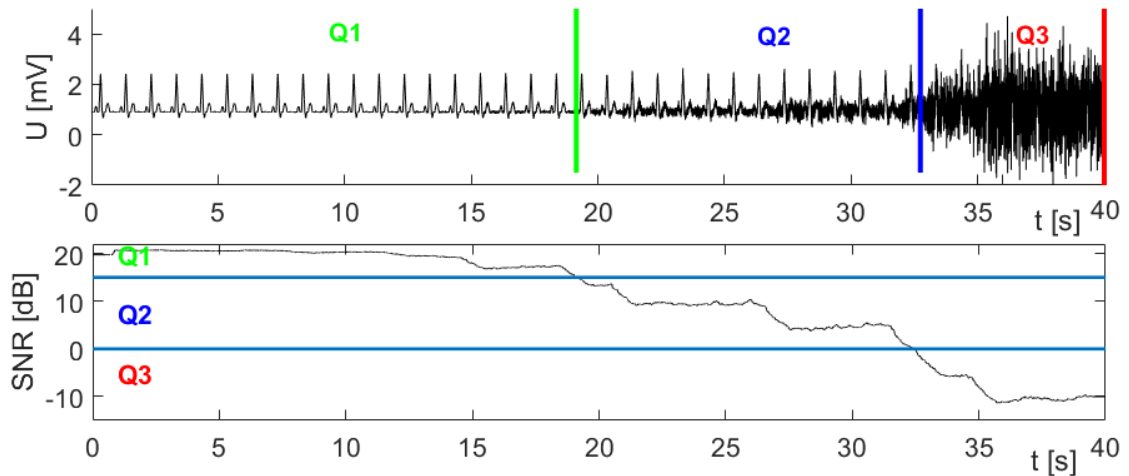
Obr. 6.14: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Obrázok č. 6.15 ukazuje správnosť fungovania algoritmu na signáli EKG s veľmi veľkou premenlivosťou kvality. Signál obsahuje 6 segmentov.



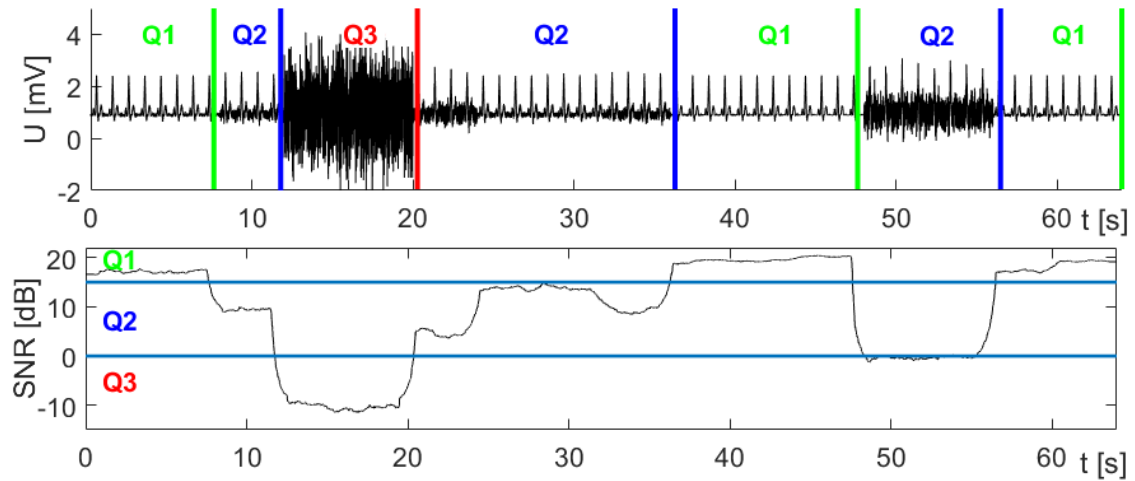
Obr. 6.15: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Na obrázku č. 6.16 môžeme vidieť postupnú zmenu kvality z najlepšej Q1 až do najhoršej Q3. Signál obsahuje 3 segmenty.



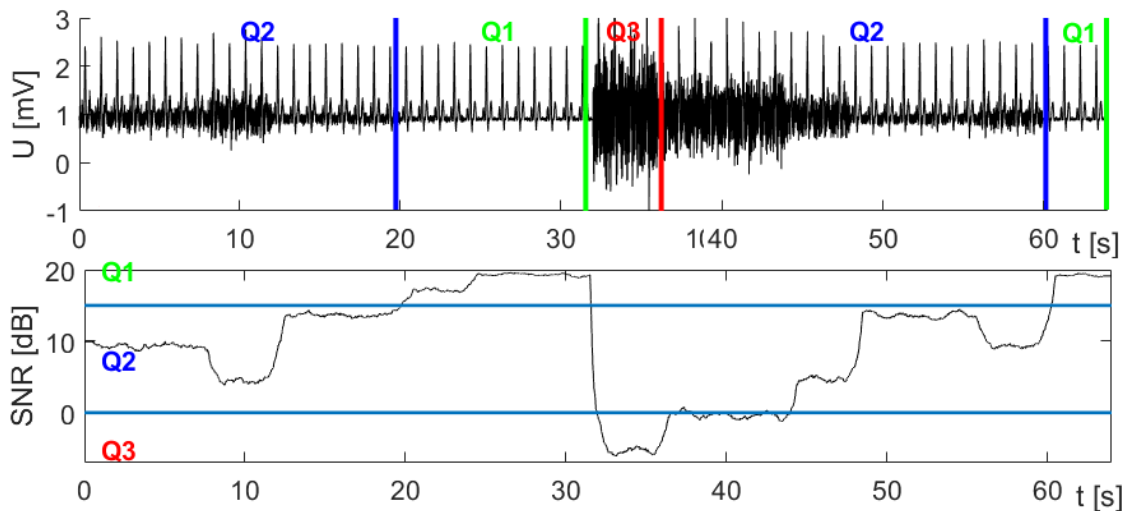
Obr. 6.16: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Obrázok č. 6.17 ukazuje zaradovanie úsekov signálu EKG do kategórií kvality. Nachádza sa tu časť s veľmi zlou kvalitou Q3 ale aj časti výbornej kvality Q1. Signál obsahuje 7 segmentov.



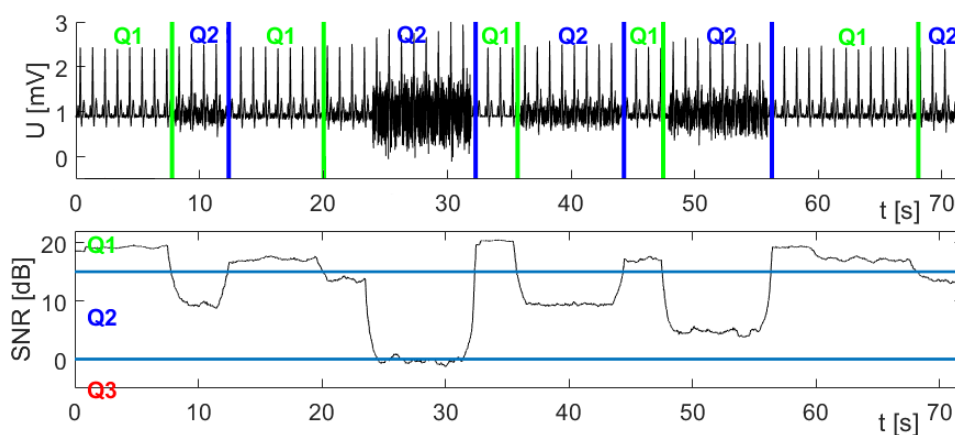
Obr. 6.17: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Na obrázku č. 6.18 môžeme vidieť, že zo všetkých častí signálu, ktoré su zaradené v kategórií Q2 vieme detekovať QRS komplex. Signál obsahuje 5 segmentov.



Obr. 6.18: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

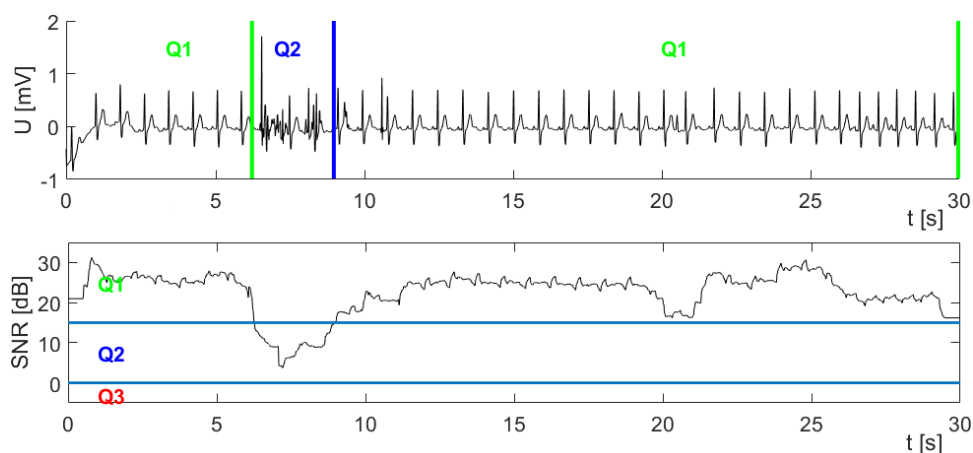
Na obrázku č. 6.19 môžeme vidieť rýchle zmeny kvality medzi kategóriami Q2 a Q1. Signál obsahuje 10 segmentov.



Obr. 6.19: Hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality, dole: odhad SNR - čierna, hranice oddelujúce kategórie kvality - modrá

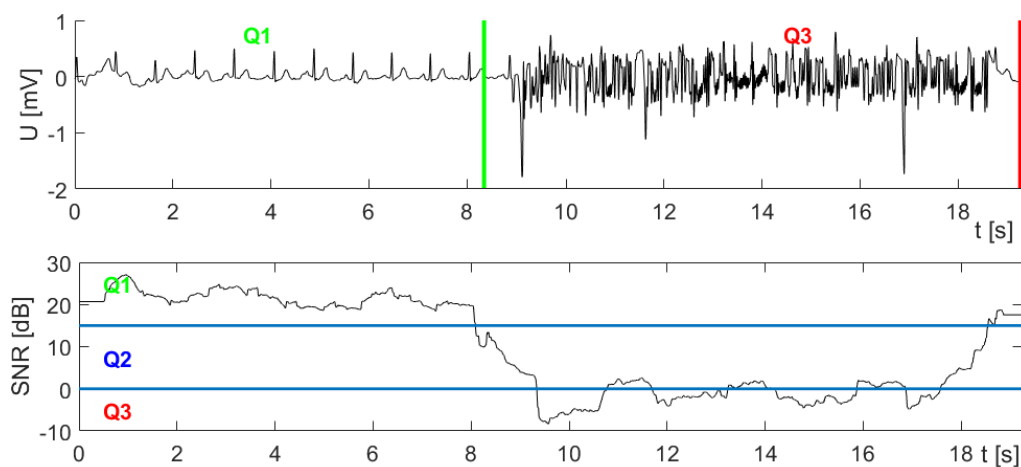
6.7 Testovanie na reálnych dátach

Algoritmus sme sa rozhodli otestovať na reálnych dátach. Dáta ktoré sme použili boli zo súťaže Computing in Cardiology Challenge 2017 [25]. Našu metódu sme vyskúšali na desiatich signáloch z datasetu. Testované signály sme zvolili tak, aby boli vhodné na segmentáciu a jej overenie. Je potrebné aby testovací vstup obsahoval viacero rôzne zarušených úsekov. Výsledky segmentácie je možné vidieť na nasledujúcich obrázkoch.



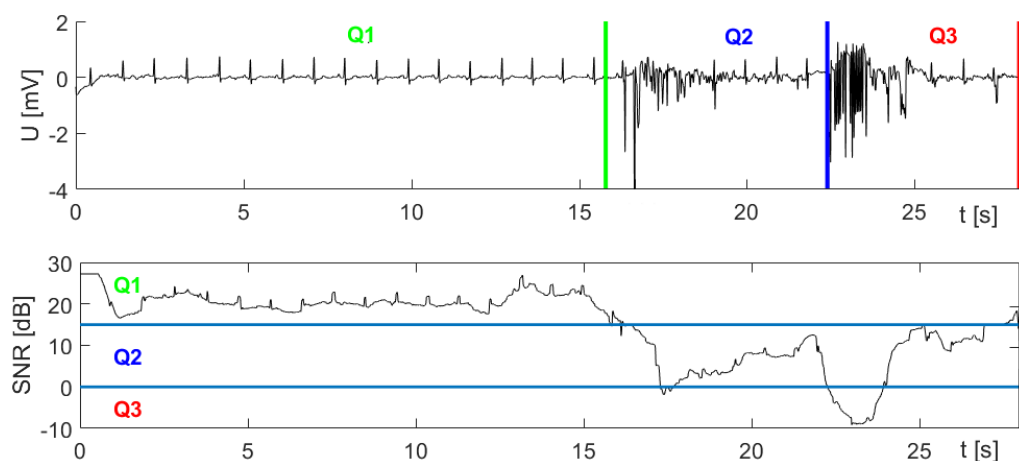
Obr. 6.20: Názov vzorku: A00699,
hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
dole: odhad SNR - čierna, hranice oddelujúce kategórie kvality - modrá

Obrázok č. 6.21 ukazuje, že aj kmitaní SNR medzi kategóriami Q3 a Q2 (10 – 18 s) sa všetko zaradí do kategórie Q3 - signál nevhodný pre analýzu.



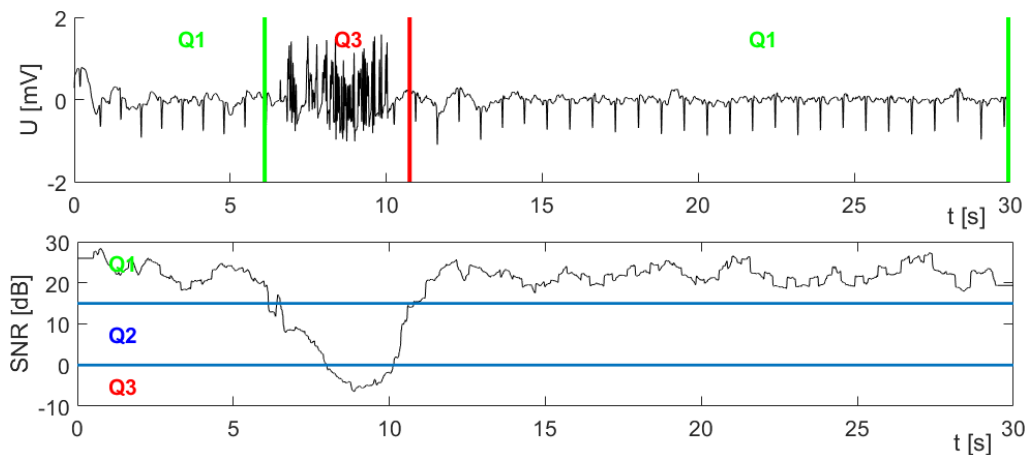
Obr. 6.21: Názov vzorku: A00629,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Obrázok č. 6.22 zobrazuje prechod z Q1 cez Q2 až do Q3. Signál má ku koncu tendenciu vrátiť sa do Q1 avšak nastáva koniec signálu. V čase od 24 s až do konca signálu sa hodnota SNR pohybuje v kategórii Q2 a Q1, avšak úsek je krátky a preto sa zaradí do predošlej kategórie Q3.



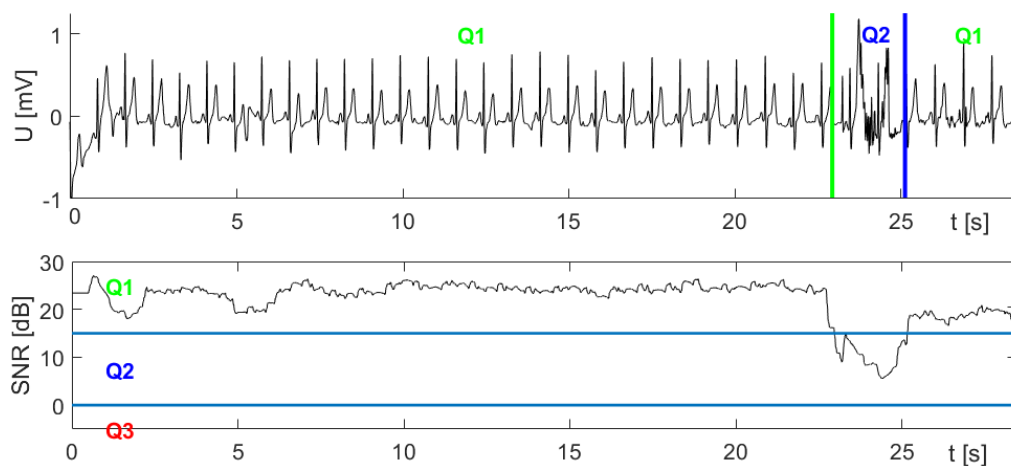
Obr. 6.22: Názov vzorku: A00821,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Na obrázku č. 6.23 môžeme pozorovať krátky prechod z kategórie Q1 do Q3 a späť do Q1. Vidíme, že do kategórie Q3 boli zaradené aj úseky z Q2, ktoré by mohli spôsobovať rušenie.

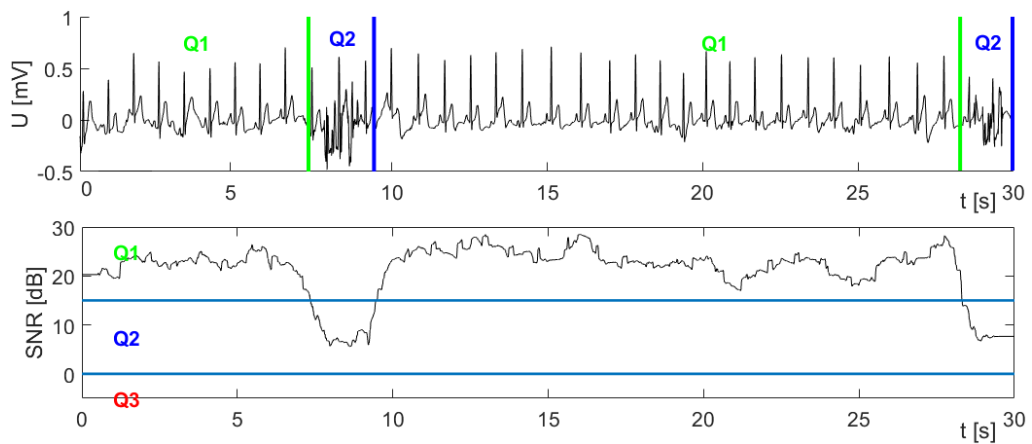


Obr. 6.23: Názov vzorku: A01161,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

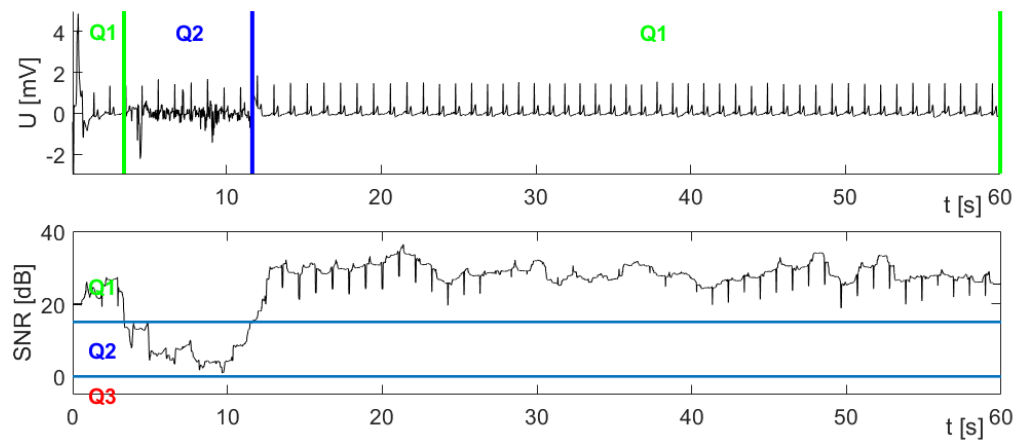
Obrázky č. 6.24, 6.25 a 6.26 ukazujú krátke prekmity z Q1 do kategórie Q2. V tomto krátkom úseku je možné len detekovať QRS komplexy. Vlny P a T sú príliš zarušené na to, aby sme určovali ich začiatky a konce.



Obr. 6.24: Názov vzorku: A01873,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

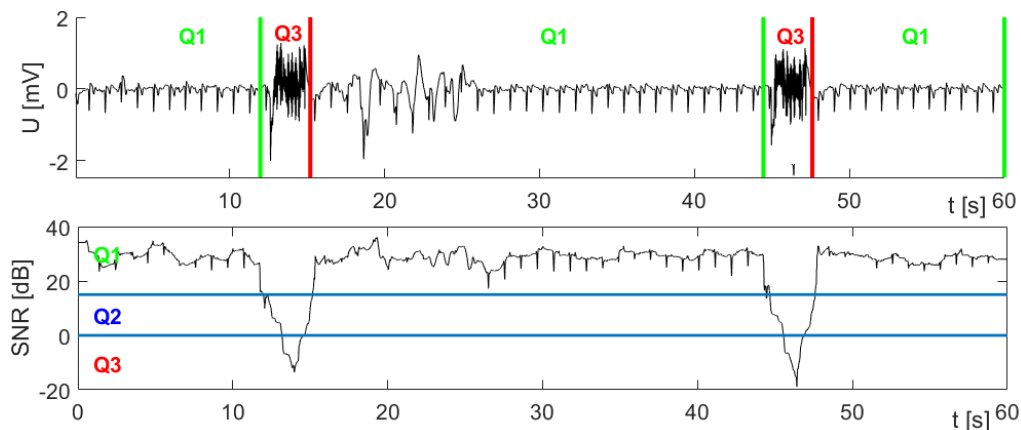


Obr. 6.25: Názov vzorku: A02641,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá



Obr. 6.26: Názov vzorku: A01457,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

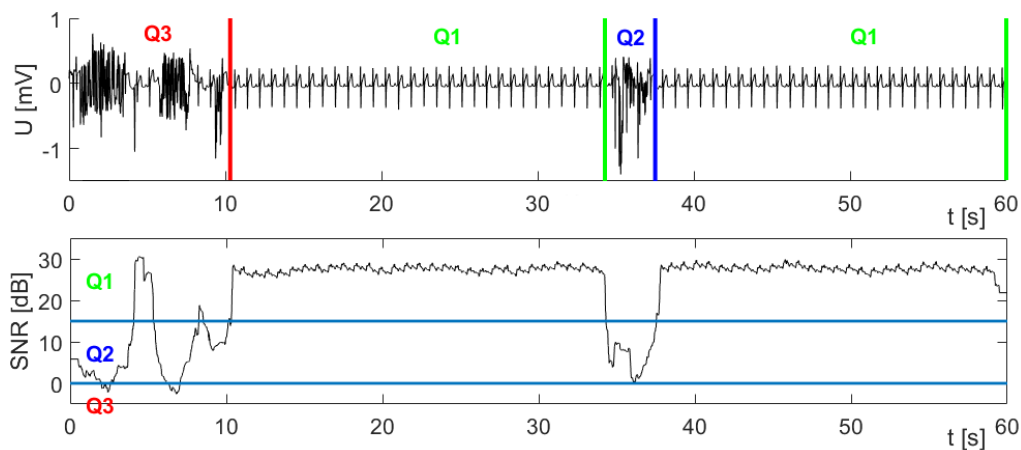
Na obrázku č. 6.27 vidíme strmý prechod z kategórie Q1 do Q3 a späť. Môžeme pozorovať ako náš segmentačný algoritmus danú situáciu vkusne vyriešil a zarušené úseky elegantne zaradil do Q3.



Obr. 6.27: Názov vzorku: A01237,

hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

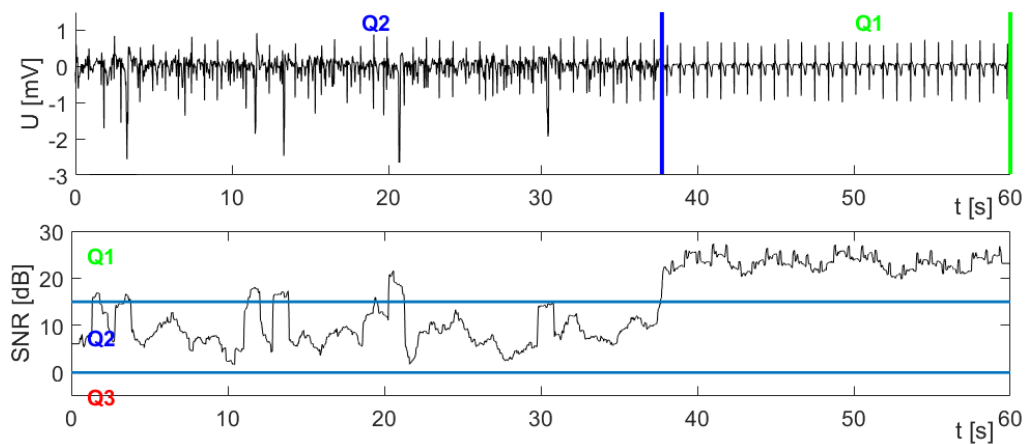
Obrázok č. 6.28 na začiatku ukazuje, že aj keď sa v úseku zlej kvality nachádza krátky úsek dobrej kvality (Q1), krátky úsek sa zaradí do Q3. Pretože úsek nemá žiadnu výpovednú hodnotu a na analýzu sa nepoužíva.



Obr. 6.28: Názov vzorku: A00402,

hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Na obrázku č. 6.29 v prvej polovici signálu môžeme pozorovať kmitanie v oblasti Q2 a občasný krátky prekmit do kategórie Q1. Keďže sa jedná len o krátke prekmity, úseky su zaradené do Q2 a tak vzniká súvislý úsek rovnakej kvality. Tento úsek je vhodný na detekciu QRS komplexov.



Obr. 6.29: Názov vzorku: A01659,
 hore: vstupný zašumený signál zaradený do kategórií kvality,
 dole: odhad SNR - čierna, hranice oddeľujúce kategórie kvality - modrá

Celý segmentačný algoritmus u všetkých spomínaných signálov EKG prebiehal v reálnom čase.

7 VÝSLEDKY

Výsledky našej segmentačnej metódy si predstavíme v tejto kapitole. Hodnotiť budeme detekciu jednotlivých segmentov ale aj presnosť ich hraníc. Pre overenie správnosti segmentačného algoritmu sme použili 10 umelých a 10 reálnych signálov EKG.

7.1 Parametre hodnotenia kvality

Na hodnotenie kvality segmentovania sme použili štatistické funkcie Senzitivita (Se) a Pozitívna prediktivita ($P+$), ktoré sa vyjadrujú v percentách. Dáta boli anotované ľudským expertom. Pre štatistické zhodnotenie určenia hraníc segmentov sme použili strednú hodnotu a smerodajnú odchýlku. Tieto hodnoty sú vypočítané z odchýlok hraníc segmentov (rozdiel hraníc segmentov určených nami a ľudským expertom).

7.1.1 Senzitivita

Senzitivita (Se) vyjadruje koľko percent zo segmentov EKG, ktoré určil ľudský expert, sme my detekovali správne. Rovnica výpočtu je:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} 100 [\%], \quad (7.1)$$

kde TP je počet správnych segmentov zo všetkých detekovaných segmentov, FN je počet segmentov, ktoré algoritmus nebol schopný detekovať.

7.1.2 Pozitívna prediktivita

Pozitívna prediktivita ($P+$) vyjadruje koľko percent zo všetkých detekovaných segmentov bolo správnych. Rovnica výpočtu je:

$$P+ = \frac{TP}{TP + FP} 100 [\%], \quad (7.2)$$

kde TP je počet správnych segmentov zo všetkých detekovaných segmentov, FP je počet segmentov ktoré sme detekovali, ale neboli správne.

7.1.3 Stredná hodnota

Stredná hodnota (\bar{X}) vyjadruje presnosť určenia hraníc segmentov. Je vypočítaná ako priemerná hodnota odchýlok hraníc v celom priebehu signálu. Rovnica výpočtu je:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{n=1}^N (a(n) - a'(n))}{N} [s], \quad (7.3)$$

kde a je hranica segmentu určená našim algoritmom, a' je hranica segmentu určená ľudským expertom a N je počet hraníc segmentov.

7.1.4 Smerodajná odchýlka

Smerodajná odchýlka je meradlo štatistickej disperzie, teda hovorí o tom ako široko sú rozložené hodnoty v množine. V našom prípade hovorí o tom, ako moc sa hodnoty odchýlok hraníc segmentov líšia. Rovnica výpočtu je:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(a(n) - a'(n)) - \bar{X}]^2 [s]}, \quad (7.4)$$

kde a je hranica segmentu určená našim algoritmom, a' je hranica segmentu určená ľudským expertom, N je počet hraníc segmentov a \bar{X} je aritmetický priemer hodnôt $(a(n) - a'(n))$.

7.2 Umelé dáta

Umelé dáta sme získali pomocou generátoru EKG signálu a generátoru myopotenciálov, podrobnejší popis môžeme vidieť v kapitole 5. Výsledky umelých signálov môžeme vidieť v tabuľke č. 7.1.

Tab. 7.1: Experimentálne stanovené výsledky pre umelo vytvorené signály EKG

Umelý EKG signál	Počet segmentov	Senzitivita Se [%]	Pozitívna Prediktivita P+ [%]	Stredná hodnota [s]	Smerodajná odchýlka [s]
1.	5	100	100	0,21	0,11
2.	4	100	100	0,41	0,22
3.	7	100	100	0,27	0,18
4.	4	100	100	0,36	0,12
5.	5	100	100	0,32	0,13
6.	6	100	100	0,32	0,25
7.	3	100	100	0,35	0,30
8.	7	100	100	0,24	0,13
9.	5	100	100	0,39	0,34
10.	10	100	100	0,34	0,26
Priemerné hodnoty	5,6	100	100	0,32	0,2

Vidíme, že senzitivita aj pozitívna prediktivita nám vo všetkých prípadoch vyšla 100 %. Táto skutočnosť potvrdzuje funkčnosť nášho algoritmu segmentácie. Signály obsahovali rôzny počet segmentov, algoritmus bol funkčný pre všetky prípady. Priemerná stredná hodnota odchýlok hraníc segmentov je 0,32 sekundy s priemernou smerodajnou odchýlkou 0,2 sekundy, čo sú veľmi nízke až zanedbateľné hodnoty. To tiež potvrdzuje presnosť algoritmu segmentácie a správnosť určenia kvality segmentu. Empiricky stanovené hranice segmentov sa overili ako vhodné zvolené.

7.3 Reálne dáta

Reálne dáta sú signály z databázy súťaže Computing in Cardiology Challenge 2017 [25]. Názvy vzorkov a výsledky segmentovania sú uvedené v tabuľke č. 7.2.

Tab. 7.2: Experimentálne stanovené výsledky pre reálne signály EKG

Reálny EKG signál	Počet segmentov	Senzitivita Se [%]	Pozitívna Prediktivita P+ [%]	Stredná hodnota [s]	Smerodajná odchýlka [s]
1. A00699	3	100	100	0,71	0,23
2. A00329	2	100	100	0,61	0,16
3. A00821	3	100	100	0,51	0,33
4. A01161	3	100	100	0,76	0,24
5. A01873	3	100	100	0,49	0,49
6. A02641	4	100	100	0,64	0,46
7. A01457	3	100	100	0,34	0,36
8. A01237	5	100	100	0,28	0,16
9. A00402	4	100	100	0,40	0,29
10. A01659	2	100	100	0,59	0,46
Priemerné hodnoty	3,2	100	100	0,53	0,32

Hodnoty senzitivity a pozitívnej prediktivity aj v prípade reálnych dát dosahujú 100 %. Čo len dokazuje funkčnosť algoritmu. Signály EKG obsahujú rôzny počet segmentov avšak je nižší ako v prípade umelých dát. Bolo veľmi náročné zvoliť reálne signály vhodné na segmentáciu, preto je ich počet tak nízky. Priemerná stredná hodnota odchýlok hraníc segmentov je 0,53 sekundy s priemernou smerodajnou odchýlkou 0,53 sekundy, čo sú stále veľmi nízke až zanedbateľné hodnoty.

ZÁVER

V tejto bakalárskej práci sme sa venovali maximalizácií diagnostickej vyťažnosti signálu EKG. Zahŕňalo to naštudovanie a popísanie problematiky odhadu kvality EKG signálu. Najskôr sme uviedli všeobecné informácie o srdci a elektrokardiografií. Popísali sme rôzne typy rušenia EKG. Potom sme sa venovali existujúcim metódam odhadu kvality EKG signálu, ktoré boli publikované v odborných článkoch.

Najdôležitejšou časťou číslicového spracovania EKG signálu v našej metóde je Adaptívny Vlnkový Wienerovský Filter (AWWF). S jeho pomocou sa oddelí užitočná zložka signálu EKG od šumu, ktorý obsahuje, a vypočíta sa SNR. Signál, ktorý vstupoval do filtra bol umelo generovaný tak, že k umelému EKG signálu sme primiešali rušenie o známej hodnote SNR, ktorá sa mohla v priebehu času meniť.

Priebeh SNR vstupného signálu bol porovnaný s vypočítanou hodnotou SNR po aplikovaní AWWF. Pozorovali sme, že zhoda bola významná, čo poukazuje na správnu implementáciu filtra v prostredí MATLAB. Následne sme pokračovali aplikovaním AWWF na reálnych dátach z dvoch datasetov. Výsledky z testovania môžeme zhodnotiť pozitívne. Navrhnutý Adaptívny Vlnkový Wienerovský Filter pre odhad kvality signálu je funkčný.

V druhej časti práce sme sa venovali algoritmu na segmentáciu signálu v reálnom čase na základe spojitého odhadu SNR. EKG signál rozdeľujeme do troch kategórií. Do prvej kategórie (Q1) sme zaradili EKG signály najvyššej kvality, kde je možné vykonať celkovú analýzu, určiť začiatky a konce P, QRS a T vln. Do druhej kategórie (Q2) sme zaradili úseky nižšej kvality (obsahujúce viac rušenia). V nich je možné detekovať vlny QRS a tak napríklad určiť tepovú frekvenciu. V poslednej kategórii (Q3) sa nachádzajú signály EKG veľmi zlej kvality, ktoré nie sú vhodné na ďalšiu analýzu. Pre kategorizovanie časti signálu sa používa prahovanie hodnoty SNR a zohľadňuje sa aj dĺžka tohoto úseku. Segmentačný proces prebieha v reálnom čase, je to zabezpečené tým, že signál sa spracováva dopredne po jednej vzorke.

Pri testovaní segmentovacieho algoritmu na reálnych aj umelých datasetoch sme dosiahli výborné výsledky. Hodnoty pozitívnej prediktivity aj senzitivity dosiahli úroveň 100 %. Metódu segmentácie môžeme prehlásiť za úspešnú a funkčnú.

Segmentačný proces je veľmi výhodný pre analýzu signálu EKG v reálnom čase. Segmentácia rozdelí signál na časti, ktoré kategorizuje podľa kvality. Z pohľadu spracovania signálov by zarušené časti signálu spôsobili pri analýze interpretáciu nesprávnych údajov. Mohlo by tak ľahko dôjsť k zlej diagnóze srdcovej činnosti. Práve segmentačný algoritmus určuje, ktorý úsek EKG sa použije na dôkladnú zdravotnú analýzu, detekciu QRS komplexov alebo sa úsek nepoužije vôbec. Naš algoritmus dosiahol na zvolenom datasete výborné výsledky, ktoré sa výrazne zhodovali s anotáciami ľudského experta.

LITERATÚRA

- [1] WILHELM, Z. *Stručný přehled fyziologie člověka pro bakalářské studijní programy*. Brno: Masarykova univerzita v Brně, 2002. 116 s. ISBN 978-80-210-2837-8.
- [2] *Jak vzniká srdeční pulz a jakou roli při tom hrají jednotlivé ionty? Přírodovědci.cz [online]*. 2012 [cit. 2016-11-06]. Dostupné z: <https://www.prirodovedci.cz/zeptejte-se-prirodovedcu/185>
- [3] KOZUMPLÍK, J. *Analýza biologických signálů*. Brno: Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Vysoké učení technické v Brně, 2011.
- [4] BORSKÁ, L., et al. *EKG desatero. 2. vydání*. Brno : MSD, 2010. 117 s. ISBN 978-80-7392-122-4.
- [5] *Elektrokardiogram [online]*, Dostupné z: <http://www.wikilectures.eu/index.php/Electrocardiogram>
- [6] ROZMAN, J. *Elektronické přístroje v lékařství*. Vyd. 1. Praha: Academia, 2006, 406 s., xxiv s. barev. obr. příl. Česká matice technická (Academia). ISBN 80-200-1308-3.
- [7] AKAY, M. *Wiley encyclopedia of biomedical engineering*. Hoboken, N.J.: WileyInterscience, c2006, 6 v. ISBN 978-047-1740-421.
- [8] SIEGEL, J. *GENERÁTOR RUŠENÍ EKG SIGNÁLU [online]*. Brno, 2014 [cit. 2016-12-21]. BAKALÁŘSKÁ PRÁCE. Vysoké Učení Technické.
- [9] KOLÁŘ, V. *Elektromagnetická kompatibilita. [online]*. [cit. 23-12-2016]. Dostupné z: http://fei1.usb.cz/kat420/vyuka/FEI/EMC/sylaby/12_Impulzni_ruseni.pdf
- [10] SUPUK, T. G., SKELIN, A. K. a CIC, M. *Design, Development and Testing of a Low-Cost sEMG System and Its Use in Recording Muscle Activity in Human Gait [online]*. licensee MDPI, Basel, Switzerland, 2014 [cit. 2016-12-23].
- [11] GHOLINEZHADASNEFESTANI, S., A. TEMKO, N. STEVENSON, G. BOYLAN, G. LIGHTBODY a W. MARNANE. *Assessment of Quality of ECG for Accurate Estimation of Heart Rate Variability in Newborns. IEEE [online]*. 2015, (978-1-4244-9270-1) [cit. 2016-12-26].
- [12] BARHATTE, A. S., R. GHONGADE a S. V. TEKALE. *Noise Analysis of ECG Signal Using Fast ICA*. In: *IEEE 2016 Conference on Advances in Signal*

- Processing (CASP) [online]. 978-1-5090-0849-0/16. Pune, 2016 [cit. 2016-12-26].*
- [13] LI, Q., R. Q. MARK a G. D. CLIFFORD. *Artificial arterial blood pressure artifact models and an evaluation of a robust blood pressure and heart rate estimator. BioMedical Engineering OnLine [online]. BioMed Central, 2009, , 15s [cit. 2016-12-27]. Dostupné z: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/8/1/13>*
- [14] BARTOLO, A., B. D. CLYMER, R. C. BURGESS, J. P. TURNBULL, J. A. GOLISH a M. C. PERRY. *An Arrhythmia Detector and Heart Rate Estimator for Overnight Polysomnography Studies. IEEE: TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING [online]. 2001, , 9s [cit. 2016-12-27].*
- [15] ALESANCO, A. a J. GARCÍA. *Automatic Real-Time ECG Coding Methodology Guaranteeing Signal Interpretation Quality. IEEE: TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING [online]. 2008, , 9s [cit. 2016-12-27].*
- [16] SMITAL, L., M. VÍTEK, J. KOZUMPLÍK a I. PROVAZNÍK. *Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2013, , 437 - 445.*
- [17] KARTHIK, R. *ECG SIMULATION USING MATLAB: Principle of Fourier Series. India. 600025. Uděleno 2006.*
- [18] SMITAL, L. a KOZUMPLÍK, J. *Software pro generování myopotenciálů. Česká republika. Uděleno 2010.*
- [19] FARINA, D. a R. MERLETTI. *A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2001, roč. 48, č. 6, s. 637–646. ISSN 0018-9294.*
- [20] FARINA, D. a R. MERLETTI. *Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions. Journal of Electromyography and Kinesiology. 2000, roč. 10, č. 5, s. 337–349. ISSN 1050-6411.*
- [21] SHWEDYK, E., R. BALASUBRAMANIAN a R.N. SCOTT. *A Nonstationary Model for the Electromyogram. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 1977, roč. BME-24, č. 5, s. 417–424. ISSN 0018-9294.*
- [22] SMITAL, L. *Vlnková filtrace elektrokardiogramů. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2013. 99 s. Vedoucí dizertační práce doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.*

- [23] VÍTEK, M. a KOZUMPLÍK, J. *Software pro detekci komplexů QRS. Česká republika. Uděleno 2010.*
- [24] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>];2000(June13) .*
- [25] *Computing in Cardiology Challenge 2017: AF Classification from a short single lead ECG recording: the PhysioNet [online]. [cit. 2017-05-20]. Dostupné z: <https://www.physionet.org/challenge/2017/>*