



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

SEGMENTACE SIGNÁLŮ EKG NA ZÁKLADĚ JEJICH KVALITY

SEGMENTATION OF ECG SIGNALS BASED ON THEIR QUALITY

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Mgr. Barbora Zobačová

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Martin Vítek, Ph.D.

BRNO 2018

Diplomová práce

magisterský navazující studijní obor **Biomedicínské a ekologické inženýrství**
Ústav biomedicínského inženýrství

Studentka: Mgr. Barbora Zobačová

ID: 192515

Ročník: 2

Akademický rok: 2017/18

NÁZEV TÉMATU:

Segmentace signálů EKG na základě jejich kvality

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: 5.2.2018

Termín odevzdání: 18.5.2018

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

Konzultant:

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

UPOZORNĚNÍ:

Autor diplomové práce nesmí při vytváření diplomové 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

Tato semestrální práce se zabývá metodami pro spojitý odhad kvality signálů EKG a následnou segmentací těchto signálů na základě odhadnuté kvality. Teoretická část obsahuje popis funkční anatomie srdce, základy elektrokardiografie, typy rušení, které se v záznamech EKG mohou vyskytovat a popis několika metod, sloužících ke spojitému odhadu kvality signálů EKG. Dále jsou zde uvedeny některé přístupy k segmentaci signálů EKG na základě jejich kvality. Praktická část se zabývá implementací dvou metod. První metodou je metoda pro odhad SNR na základě Wienerova filtru. Druhou metodou je metoda segmentace signálu EKG na základě odhadnuté kvality. Obě metody jsou otestovány na umělých i reálných signálech.

Klíčová slova

Signál EKG, Myopotenciálové rušení, Odhad kvality, SNR, Wienerův filtr, Segmentace na základě kvality

Abstract

This semestral thesis deals with methods for continuous estimation of the quality of the ECG signal. The theoretical part includes the functional anatomy of the heart, the basics of electrocardiography, the types of noise that can be found in the ECG records, and a description of several methods for the continuous estimation of the ECG signal quality. Next here are some approaches to segmenting ECG signals based on their quality. The practical part deals with the implementation of two methods. The first method is the SNR estimation method based on the Wiener filter. The second method is the method of segmentation of ECG signals based on their quality. Both methods were tested on artificial and real signals.

Keywords

ECG signal, Myopotential noise, Estimation of the quality, SNR, Wiener filter, Segmentation based on quality

Bibliografická citace:

ZOBAČOVÁ, B. *Segmentace signálů EKG na základě jejich kvality*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2018. 70 s. Vedoucí diplomové práce Ing. Martin Vítek, Ph.D.

Prohlášení

„Prohlašuji, že svou závěrečnou práci na téma Segmentace signálů EKG na základě jejich kvality jsem vypracovala samostatně pod vedením vedoucího diplomové práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušila autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědoma 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.

V Brně dne **18. května 2018**

.....
podpis autora

Obsah

1	Úvod.....	1
2	Funkční anatomie srdce.....	3
3	Elektrokardiografie.....	5
3.1	Snímání EKG	5
3.2	Popis křivky EKG.....	7
3.3	Rušení signálu EKG	8
	Drift nulové izoliny	9
	Síťový brum	9
	Myopotenciály.....	10
4	Metody odhadu kvality signálu EKG.....	11
4.1	Mismatch.....	11
4.2	SQI – Signal Quality Index.....	13
4.3	Fast ICA.....	14
4.4	IHR.....	15
4.5	Automatické hodnocení kvality napodobující lidské hodnotitele	17
5	Segmentace signálu ekg na základě kvality	19
5.1	Fyziologické podmínky.....	19
5.2	Statistické funkce.....	19
5.3	Srovnávání s šablonou	20
5.4	Variabilita R-R intervalů	21
6	navržená metoda odhadu kvality	22
6.1	Generování umělého signálu EKG a jeho zarušení	22
6.2	Metoda pilotního odhadu	24
6.3	Testování na reálných datech	35
6.4	Srovnání výsledků pro umělá a reálná data	41
7	navržená metoda segmentace	42
7.1	Testování na umělých datech.....	42
7.2	Testování na reálných datech	49
7.3	Srovnání výsledků pro umělá a reálná data	53
8	Závěr	55
9	Literatura	58
	Seznam symbolů, veličin a zkratk.....	63

Seznam obrázků

Obr. 2.1 Převodní systém srdeční [3]	3
Obr. 2.2: Diagram průběhu membránového napětí v peacemakerové tkáni. [2]	4
Obr. 3.1 Einthovenův trojúhelník (vlevo), umístění hrudních elektrod (vpravo). [4,7].....	6
Obr. 3.2 Křivka EKG.....	7
Obr. 3.3 Spektra základních vln a kmitů v signálu EKG. [10]	8
Obr. 3.4 Signál EKG s přítomným driftem nulové izolinie. [11]	9
Obr. 3.5 Signál EKG zarušený síťovým brumem. [13].....	9
Obr. 3.6 Signál EKG zarušený myopotenciály.	10
Obr. 4.1 Příklady mismatch a kumulativních histogramů získaných zpracováním reálných dat [15]	12
Obr. 4.2 Šablona QRS pro dobrý (nahore) a špatný (dole) signál EKG. [19]	13
Obr. 4.3 Blokový diagram Fast ICA. [21]	14
Obr. 4.4 Výstup z bloku ICA – čistý EKG signál oddělený od šumu. [21]	14
Obr. 4.5 EKG signál s detekovanými R kmity (nahore), RR intervaly udávající aktuální tepovou frekvenci (dole). [21]	15
Obr. 4.6 Změny hodnot funkcí v průběhu normálního a zarušeného signálu. [25].	16
Obr. 4.7 Příklad odhadu a odečtení síťového brumu ze signálu EKG [26].....	18
Obr. 5.1 Segmenty záznamu EKG s vypočítanými hodnotami šikmosti (S) a špičatosti (K) [32].....	20
Obr. 5.2 EKG záznamy (vlevo) a z nich vytvořené šablony (vpravo). [32]	20
Obr. 6.1 Vygenerovaný EKG signál.	23
Obr. 6.2 Vygenerovaný myopotenciálový šum.....	23
Obr. 6.3 Signál vzniklý spojením signálu EKG a myopotenciálového šumu.	24
Obr. 6.4 Blokové schéma metody pilotního odhadu.....	25
Obr. 6.5 Jednotlivá pásma rozkladu po vlnkové transformaci vlnkou db3.	25
Obr. 6.6 Zobrazení tvrdého prahování (vlevo) a měkkého prahování (vpravo). [37]	27
Obr. 6.7 Zobrazení Garrotního prahování (vlevo) a hyperboického prahování (vpravo). [37]	28
Obr. 6.8 Výsledek prahování koeficientů za použití prahu SURE a hyperbolického prahování.	28
Obr. 6.9 Původní zarušený signál (nahore), filtrovaný signál (dole).....	30
Obr. 6.10 Porovnání vstupní a odhadnuté hodnoty SNR (nahore), odhadnutá šumová složka (dole).....	30
Obr. 6.11 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk db1, sym2, empirického prahu a hyperborbolického prahování.	31
Obr. 6.12 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk db3, sym4, prahu MINIMAX a tvrdého prahování.....	31

Obr. 6.13 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlnek <i>bior1.1</i> , <i>db3</i> , prahu SURE a garrotního prahování.....	32
Obr. 6.14 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlnek <i>bior1.1</i> , <i>db3</i> , prahu SURE a měkké prahování.	33
Obr. 6.15 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlnek <i>db4</i> , <i>db5</i> , prahu MINIMAX a hyperbolického prahování.....	33
Obr. 6.16 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlnek <i>db3</i> , <i>sym2</i> , prahu MINIMAX a tvrdého prahování.....	34
Obr. 6.17 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlnek <i>sym20</i> , <i>rbio3.5</i> , univerzálního prahu a tvrdého prahování	34
Obr. 6.18 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 101.....	36
Obr. 6.19 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 210.....	37
Obr. 6.20 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 104.....	38
Obr. 7.1 Segmenty vzniklé po přiřazení odhadnutým hodnotám SNR hodnoty 1-3 podle zvolených hranic.	43
Obr. 7.2 Přiblížení úseku signálu na Obr. 7.1 obsahujícím řadu velmi krátkých úseků.	43
Obr. 7.3 Výsledek segmentace po aplikaci prvního cyklu podmínek.....	44
Obr. 7.4 Konečný výsledek segmentace po aplikaci všech cyklů podmínek.	45
Obr. 7.5 Segmenty vzniklé po přiřazení hodnotám SNR hodnoty 1-3 podle zvolených hranic.	45
Obr. 7.6 Přiblížení úseku signálu z Obr. 7.5 obsahující množství krátkých segmentů.	46
Obr. 7.7 Výsledek segmentace po aplikaci prvního cyklu podmínek.....	46
Obr. 7.8 Výsledná segmentace signálu.....	47
Obr. 7.9 Výsledná segmentace umělého signálu.	47
Obr. 7.10 Výsledná segmentace umělého signálu.	48
Obr. 7.11 Segmenty vzniklé po přiřazení hodnot 1-3 hodnotám SNR odhadnutým na úseku signálu 232.	49
Obr. 7.12 Přiblížení úseku signálu 232 z Obr. 7.11 obsahující velmi krátké segmenty.	50
Obr. 7.13 Výsledek segmentace úseku signálu 232 po aplikaci prvního cyklu podmínek.....	50
Obr. 7.14 Výsledek segmentace úseku signálu 232.	51
Obr. 7.15 Výsledek segmentace úseku signálu 101.	51
Obr. 7.16 Výsledek segmentace úseku signálu 104.	52
Obr. 7.17 Výsledek segmentace úseku signálu 104.	52
Obr. 7.18 Výsledek segmentace úseku signálu 210.	53

1 ÚVOD

Mechanická činnost srdce je podmíněna jeho činností elektrickou, jejíž projevy je možné snímat z povrchu těla prostřednictvím elektrokardiografie. Z tohoto důvodu je elektrokardiografie jednou z hlavních metod využívaných při diagnóze srdečních onemocnění. Při snímání signálu EKG však může docházet ke zhoršení jeho kvality vlivem různých typů rušení a artefaktů, kterým se ani při pečlivém měření nedá vyhnout. Jedná se o síťový brum, drift nulové izolácie, způsobený například dýcháním pacienta nebo myopotencíové rušení způsobené činností kosterního svalstva. V případech, kdy záznam není prováděn u lékaře, ale pomocí přenosného přístroje, kdy pacient sám může umisťovat elektrody a má přístroj připojený v průběhu celého dne, je pravděpodobnost zhoršené kvality signálu ještě větší.

Zhoršená kvalita signálu může vést ke vzniku falešných alarmů a při hodnocení dlouhodobých záznamů obsahujících velké množství dat zabírá procházení segmentů, ze kterých není možné získat relevantní informace, množství času. Existuje mnoho prací zabývajících se metodami hodnocení kvality signálu, aby bylo možné takovýmto problémům předcházet.

V teoretické části této práce je stručně popsána funkční anatomie srdce a jeho elektrická aktivita. Je zde uveden vznik signálu EKG, nejběžnější způsob jeho snímání, původ jednotlivých úseků křivky EKG a jejich diagnostický význam. Jsou zde také popsány typy rušení, které se mohou v záznamech EKG vyskytovat. Nakonec se zde nachází stručný popis několika metod zabývajících se odhadem kvality signálu EKG, které je možné nalézt v literatuře a také několik přístupů k segmentaci signálu EKG.

Praktická část této práce má dvě části. První část se zabývá implementací metody pro odhad hodnot SNR (poměr signál/šum) založené na wienerovské vlnkové filtraci. Zvolená metoda je nejdříve otestována na uměle vytvořených datech s náhodně nastavenými vstupními hodnotami SNR pro různě dlouhé úseky signálu. V rámci optimalizace metody byly vyzkoušeny různé kombinace nastavení rozkladových vlnek, typů prahů a způsobů prahování. K hodnocení úspěšnosti byl použit výpočet průměrné odchylky odhadnutých hodnot SNR od hodnot nastavených na vstupu. Nastavení s nejnižší dosaženou odchylkou bylo následně otestováno na různě zarušených reálných signálech získaných z databáze arytmií MIT-BIH.

Druhá část praktické části se zabývá segmentací signálu EKG na základě odhadnutých hodnot SNR. Byly zvoleny tři skupiny kvality S1, S2, S3, kde S1 je skupina s nejvyšší kvalitou, S2 je skupina se zhoršenou kvalitou, při které je stále možné úspěšně detekovat QRS komplexy a z nich následně určit tepovou frekvenci a S3 je skupina s velkou šumovou složkou, kde už není možné ani spolehlivě detekovat komplexy QRS.

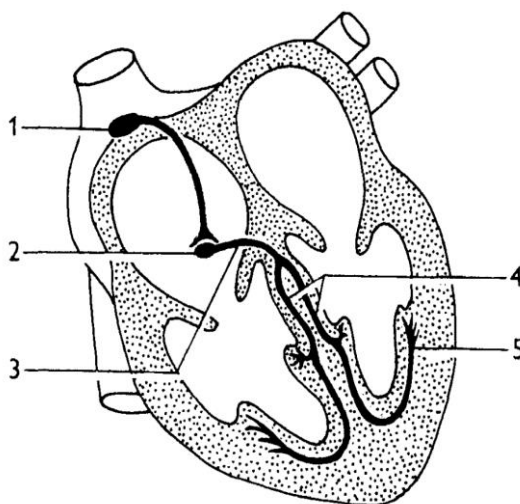
Pro segmentaci byla vytvořena sada pravidel, podle kterých je signál rozdělován do úseků nejenom na základě jejich přiřazení do skupiny S1-S3, ale také na základě jejich délky a hodnot v okolních segmentech, aby se předešlo například vytvoření příliš krátkých segmentů S1, které by navzdory dobré kvalitě neměly žádnou vypovídající hodnotu.

2 FUNKČNÍ ANATOMIE SRDCE

Srdce je dutý orgán, tvořený čtyřmi dutinami – dvěma síněmi a dvěma komorami. Je možné ho rozdělit na pravé srdce tvořené pravou komorou a pravou síní a levé srdce tvořené levou komorou a levou síní, tyto dvě části jsou od sebe odděleny komorovou a síňovou přepážkou. [1]

Srdce vykonává v lidském těle funkci pumpy, která zajišťuje přečerpávání krve, transportující po těle dýchací plyny, živiny a napomáhá k udržování celkové homeostázy organismu. Tato činnost je založena na pravidelném střídání systoly (kontrakce) a diastoly (relaxace). Během systoly je krev ze srdce vypuzována a během diastoly dochází k jeho plnění. Z pravé komory je krev pumpována do plic, kde dochází k jejímu okysličení a následně přichází do levé síně, čímž se uzavírá malý (plicní) oběh. Velký (tělní) oběh začíná v levé komoře odkud je okysličená krev pumpována do celého těla odkud se odkysličená krev vrací do pravé komory. Práce srdečního svalu je trvalá a rytmická. Jednotlivé oddíly srdce tepou za fyziologických podmínek v pevně daném pořadí, které začíná systolou síní, po které následuje systola komor zakončené diastolou, při které ochabují všechny oddíly. [1, 2]

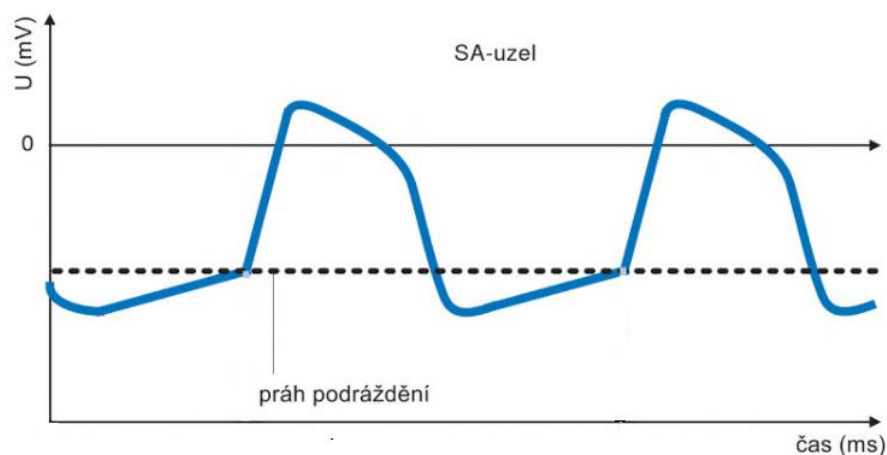
Mechanická práce srdce je podmíněná jeho aktivitou elektrickou. Buňky srdečního svalu jsou vzrušivé, takže při podráždění jejich buněčných membrán dochází ke vzniku akčního potenciálu. Tyto buňky je možné rozdělit na buňky pracovního myokardu a na buňky převodního systému srdečního. Pracovní myokard zajišťuje mechanickou práci srdce, k níž dostává podnět díky funkci převodního systému srdečního (Obr. 2.1.). [1, 2]



Obr. 2.1 Převodní systém srdeční [3]

1 – sinoatriální uzel, 2 – atrioventrikulární uzel, 3 – Hisův svazek. 4 – levé a pravé Tawarovo raménko, 5 – Purkyňova vlákna.

Převodní systém srdeční je tvořen buňkami specializovanými na elektrickou aktivitu. Jsou schopné samovolně generovat vzruchy, které jsou rozváděny do celého srdce a jsou podnětem pro jeho činnost. Na rozdíl od kosterních svalů tedy vzniká vzruch uvnitř orgánu a hovoříme o autorytmicitě srdce. Za fyziologických podmínek je zdrojem podnětu sinoatriální uzel (SA), který se nazývá srdeční peacemaker a udává srdeční rytmus, takzvaný sinusový, jehož frekvence je 70–90 tepů/min. Průběh membránového napětí v peacemakerové tkáni je možné vidět na Obr 2.2. Odtud se vzruch šíří do atrioventrikulárního uzlu (AV), dále přes Hisův svazek a Tawarova raménka do Purkyňových vláken odkud se přenáší na pracovní myokard. V určitých případech například při nefunkčnosti sinoatriálního uzlu nebo při jiných patologických stavech může počáteční vzruch vznikat v jiných částech převodního systému, a to nejčastěji v atrioventrikulárním uzlu nebo Purkyňových vláčknech. Srdeční rytmus udávaný AV uzlem je pomalejší než rytmus sinusový a jeho frekvence je 40-60 tepů/min. [1, 2, 4]



Obr. 2.2: Diagram průběhu membránového napětí v peacemakerové tkáni. [2]

3 ELEKTROKARDIOGRAFIE

Výsledkem elektrické činnosti srdečních buněk jsou změny elektrického napětí na povrchu těla. Jednotlivé srdeční buňky mají v určitém okamžiku různou hodnotu akčního potenciálu, což má za následek tok proudu po povrchu jejich membrán a v okolí srdce a díky vodivosti tkání vzniká napětí mezi různými místy na povrchu lidského těla. Toto napětí a jeho průběh v čase se zaznamenává pomocí elektrokardiografie (EKG).

Jedná se o neinvazivní diagnostickou metodu využívající elektrické signály srdce. Hraje klíčovou roli v diagnostice a následné léčbě poruch srdečního rytmu, které zahrnují tachykardii – zvýšená frekvence srdce, bradykardii – snížená frekvence srdce, extrasystolu – aktivace komor mimo pravidelný rytmus a také je významná při diagnostice ischemické choroby srdeční jejíž nejzávažnější formou je infarkt myokardu. [2, 5]

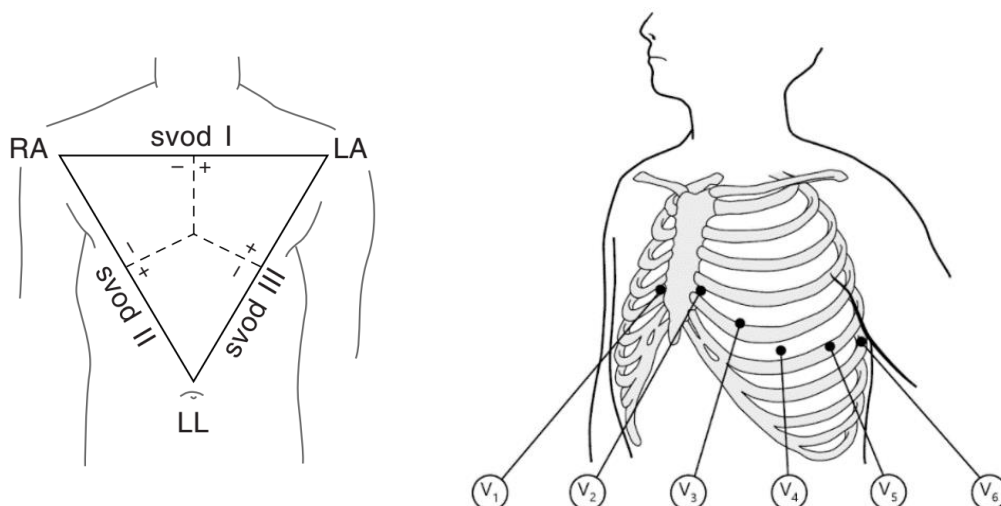
3.1 Snímání EKG

Ke snímání EKG se používají elektrody umístěné na těle člověka tvořící dohromady svodový systém. Běžně používaným svodovým systémem je 12 svodový a jeho svody můžeme rozdělit do 3 skupin [6]:

1. Bipolární končetinové (Einthovenovy) svody
2. Unipolární augmentované hrudní (Goldbergovy) svody
3. Unipolární končetinové (Wilsonovy) svody

Rozdělení na bipolární a unipolární svody je dáno zapojením elektrod. Bipolární svody zachycují rozdíl potenciálů mezi dvěma aktivními elektrodami a unipolární mezi aktivní elektrodou a elektrodou indiferentní, která má vzhledem k aktivní elektrodě nulový potenciál. Jako indiferentní elektroda se používá tzv. Wilsonova svorka, která je dána jako aritmetický průměr potenciálů na třech končetinových svodech. [6, 7]

Tento svodový systém sestává ze čtyř končetinových a šesti hrudních elektrod. Končetinové elektrody snímají elektrickou aktivitu srdce ve frontální projekci a umísťují se nad zápěstí pravé a levé ruky a na dolní část holeně pravé a levé nohy, kde elektroda na pravé noze funguje jako referenční elektroda. Toto rozmístění elektrod tvoří tzv. Einthovenův trojúhelník (Obr. 3.1. vlevo). Hrudní elektrody snímají elektrickou aktivitu srdce v horizontální projekci a jsou připevněny k hrudní stěně na definovaných pozicích mezi 4. a 6. mezižebřím (Obr. 3.1. vpravo). [6, 7]



Obr. 3.1 Einthovenův trojúhelník (vlevo), umístění hrudních elektrod (vpravo). [4,7]

Bipolární Einthovenovy svody se někdy označují také jako standardní a jsou vypočítány z potenciálů snímaných jednotlivými končetinovými elektrodami. Končetinové elektrody se označují jako V_{RA} (pravá ruka), V_{LA} (levá ruka) a V_{LL} (levá noha). Bipolární Einthovenovy svody jsou pak definovány jako [6]:

$$\begin{aligned}
 U_I &= V_{LA} - V_{RA} \\
 U_{II} &= V_{LL} - V_{RA} \\
 U_{III} &= V_{LL} - V_{LA}
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

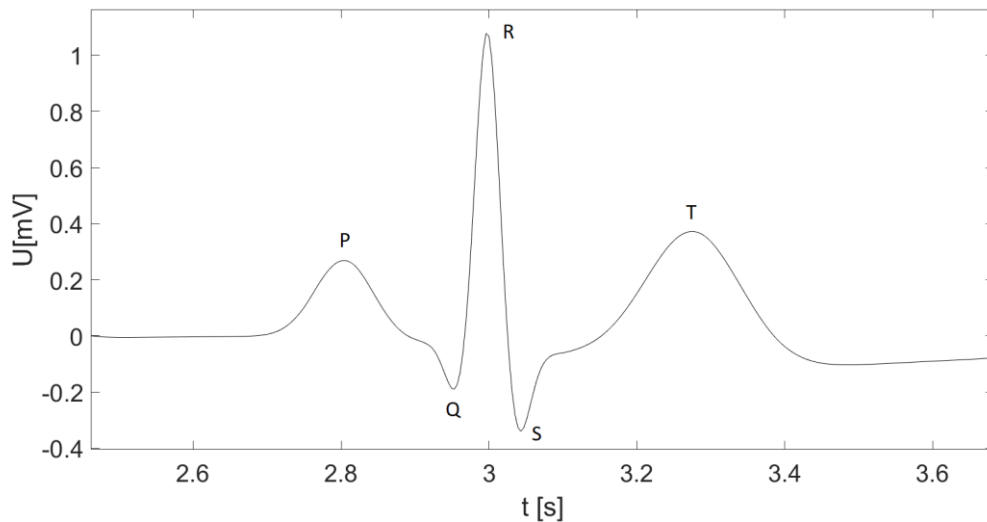
Unipolární augmentované Goldbergovy svody měly původně indiferentní nulovou elektrodu tvořenou spojením končetinových elektrod přes vysoký odpor a aktivní elektrodu na dané končetině. Toto zapojení bylo později modifikováno tak, že potenciál měřený jednotlivými končetinovými elektrodami je vztahován k průměrné hodnotě potenciálu protilehlé strany Einthovenova trojúhelníku. Díky této modifikaci dochází k zvětšení amplitudy záznamu (3.2). [6, 9]

$$\begin{aligned}
 U_{aVR} &= V_{RA} - 0,5(V_{LA} - V_{LL}) \\
 U_{aVL} &= V_{LA} - 0,5(V_{RA} - V_{LL}) \\
 U_{aFL} &= V_{LL} - 0,5(V_{LA} - V_{LR})
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

Unipolární Wilsonovy svody jsou dány napětím mezi hrudními elektrodami (V_1 - V_6) a Wilsonovou svorkou. Výstupem elektrokardiografie je křivka EKG tvořená vlnami a kmity odpovídajícími elektrickým dějům probíhajícími v srdci. [7]

3.2 Popis křivky EKG

V praxi jsou důležité nejen tvar a velikost vln a kmitů nacházející se v EKG záznamu, ale také jednotlivé segmenty a doba jejich trvání. Vzdálenost dvou po sobě jdoucích R kmitů udává srdeční tep a z dalších vzdáleností mezi vlnami a kmity je možné určit doby převodů v jednotlivých částech srdce. [2]



Obr. 3.2 Křivka EKG.

Vlna P, segment PQ

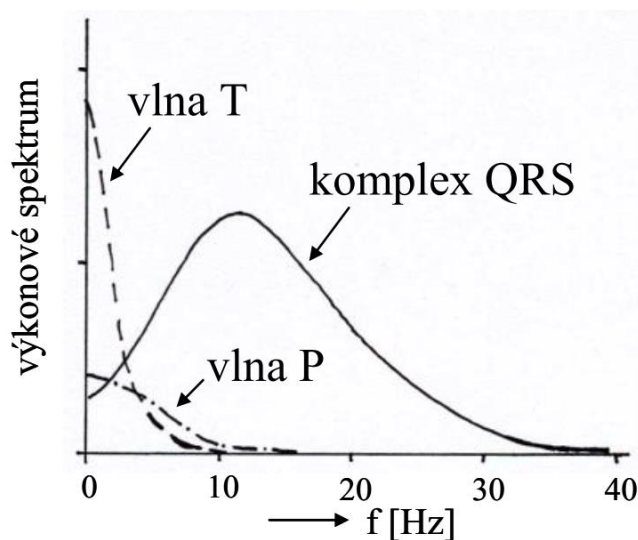
Začátek srdečního cyklu se na EKG záznamu projeví vznikem vlny P, která odpovídá šíření vzruchu z SA svalovinou síní neboli depolarizaci síní a trvá v rozmezí 0,08-0,10 s. Segment PQ se měří od konce vlny P po začátek komplexu QRS, udává dobu síňokomorového převodu a trvá v rozmezí 0,12-0,20 s. Tento úsek je bez elektrické aktivity a úroveň jeho signálu se považuje za referenční při měření velikosti jednotlivých vln a kmitů. [2, 7]

QRS komplex

Triplet kmitů následující po vlně P se nazývá QRS komplex, který je projevem depolarizace komor a trvá v rozmezí 0,08-0,10 s. První záporná výchylka se nazývá kmit Q po něm následuje pozitivní kmit R následovaný opět negativním kmitem S. Prodloužené trvání QRS komplexu je způsobeno abnormálním komorovým vedením a vyskytuje se například u blokády Tawarových ramének. [2, 7]

Segment ST, vlna T

Segment ST se měří od konce kmitu S po začátek vlny T, udává dobu, kdy je aktivita srdce nulová a srdce se nachází v tzv. fázi plató a doba jeho trvání je závislá na tepové frekvenci (asi 0,4 s při 70 tepů/min). Ze změn v segmentu ST je možné identifikovat například ischemickou nemoc srdeční – deprese segmentu nebo infarkt myokardu – elevace segmentu Vlna T je výsledkem repolarizace komor a její trvání je také závislé na tepové frekvenci (asi 0,2 s při 70 tepů/min) při vyšší frekvenci se její vzdálenost od QRS komplexu snižuje a délka jejího trvání se zkracuje. Repolarizace síní se na záznamu EKG obvykle neprojevuje, protože probíhá v době vzniku výrazného QRS komplexu. Dalším sledovaným parametrem je RR interval, který je dán vzdáleností dvou po sobě následujících R vln a udává aktuální tepovou frekvenci. [2, 7, 8]



Obr. 3.3 Spektra základních vln a kmitů v signálu EKG. [10]

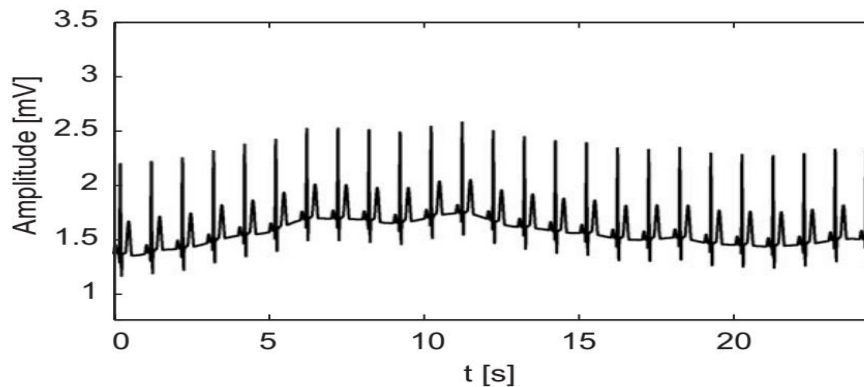
3.3 Rušení signálu EKG

Při snímání EKG musíme počítat s tím, že naměřená data budou obsahovat nejen užitečný signál, ale také šum různého původu. V této podkapitole je popsáno několik druhů rušení, běžně se vyskytujících v EKG záznamech.

Šum se vyskytuje v různých frekvenčních pásmech a může být rozdělen na úzkopásmový a širokopásmový. Mezi úzkopásmová rušení patří síťový brum a drift nulové izoliny. Základním širokopásmovým šumem jsou myopotenciály, se kterými musíme počítat u zátěžového snímání EKG, ale mohou se vyskytovat i u klidového snímání. [6]

Drift nulové izolinie

Elektrochemické procesy na rozhraní mezi pokožkou a elektrodami vedoucí ke změnám v impedanci, pomalé pohyby pacienta a jeho dýchání, které má za následek vzdalování a přibližování elektrod vzhledem k srdci, mohou způsobit drift nulové izolinie, jehož vliv na signál je možné vidět na Obr. 3.4.

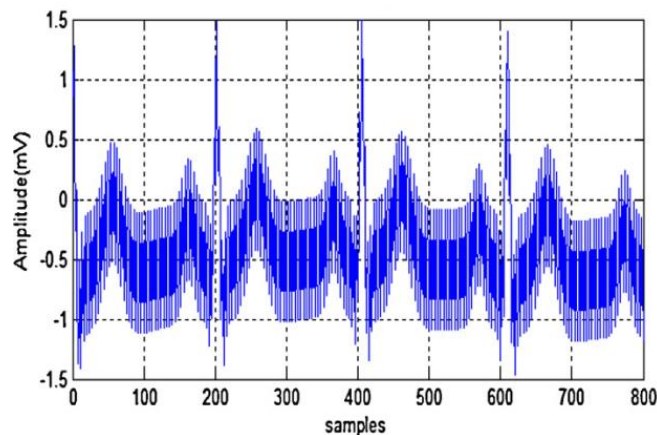


Obr. 3.4 Signál EKG s přítomným driftem nulové izolinie. [11]

Dýchání způsobuje rušení o frekvenci do 0,5 Hz, změny impedance do 0,8 Hz a pomalé pohyby pacienta do 2 Hz. Drift nulové izolinie se nachází v rozmezí milivoltů a ovlivňuje hlavně segment ST, jehož elevace či deprese jsou důležitým faktorem při diagnostice ischemické choroby srdeční nebo infarktu myokardu. [6, 12]

Síťový brum

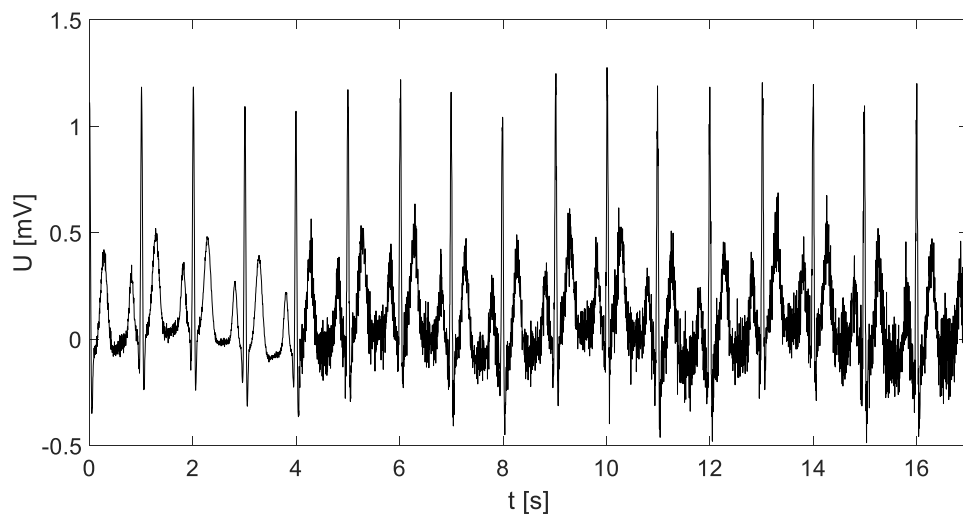
Je nejběžnějším typem rušení. Vzniká následkem elektromagnetické indukce z elektrických rozvodů a kapacitní vazby. Jedná se o téměř harmonické rušení o frekvenci 50 Hz. V důsledku síťového brumu dochází ke změnám amplitudy a frekvenčního obsahu signálu, jak je možné vidět na Obr. 3.5.[6]



Obr. 3.5 Signál EKG zarušený síťovým brumem. [13]

Myopotenciály

Při kontrakci kosterních svalů dochází na záznamu EKG ke vzniku myopotenciálů. Významným rušením jsou při zátěžovém nebo dlouhodobém snímání, ale mohou se vyskytnout také při klidovém snímání při náhlém pohybu pacienta. Frekvenční složky myopotenciálů se výrazně překrývají s frekvenčními složkami QRS komplexů a tím znesnadňují jejich detekci. Příklad signálu zarušeného myopotenciálovým šumem je uveden na Obr. 3.6. [14]



Obr. 3.6 Signál EKG zarušený myopotenciály.

4 METODY ODHADU KVALITY SIGNÁLU EKG

V průběhu měření signálu EKG může docházet ke vzniku různých typů zarušení nebo artefaktů. Odhad kvality signálu může být užitečný při snaze potlačit falešné alarmy, určení špatného umístění detektorů nebo při vybírání úseků dlouhodobých záznamů, které obsahují relevantní informace.

V literatuře je možné najít množství metod zabývajících se odhadem kvality signálu EKG. Byly navrženy metody založené na určení normalizovaných prostorových rozdílů mezi dvěma po sobě následujícími QRS komplexy [15], vážené vzájemné korelační funkci s šablonou pro QRS komplex [16] či na výpočtu šumu jako rozdílu mezi originálním signálem a zarovnaným průměrným signálem [17]. Další metody zahrnují výpočet průměrného výkonu v intervalu TP, který je následně vydělen průměrným výkonem QRS komplexu [18], aplikaci statistických funkcí na signál EKG a signál tepové frekvence, aplikaci fyziologicky relevantních podmínek nebo analýzu nezávislých komponent. V této kapitole je podrobněji popsáno několik metod, které je možné najít v literatuře. [15, 19, 20, 21]

4.1 Mismatch

Kvantifikovaného stanovení rušení obsaženého v signálu EKG je dosaženo využitím identifikátoru „mismatch“, který kombinuje různé zdroje rušení do jedné metriky. Tato metrika je vypočítána na základě prostorových rozdílů mezi dvěma po sobě následujícími QRS komplexy. V případě svodu EKG, který je téměř bez šumu budou prostorové rozdíly malé. Pokud však signál obsahuje jakékoliv zásadní množství rušení, budou prostorové rozdíly mezi dvěma po sobě následujícími QRS komplexy poměrně velké. [15]

Kvalita signálu v jednotlivých svodech může být určena na základě charakteristik statistické distribuce vypočtených prostorových rozdílů. U signálů, které jsou téměř bez šumu bývá distribuce prostorových rozdílů těsněji seskupena a s malými rozdíly. Naopak u zarušených signálů bývá distribuce prostorových rozdílů více rozprostřena a vypočítané hodnoty bývají větší. [15]

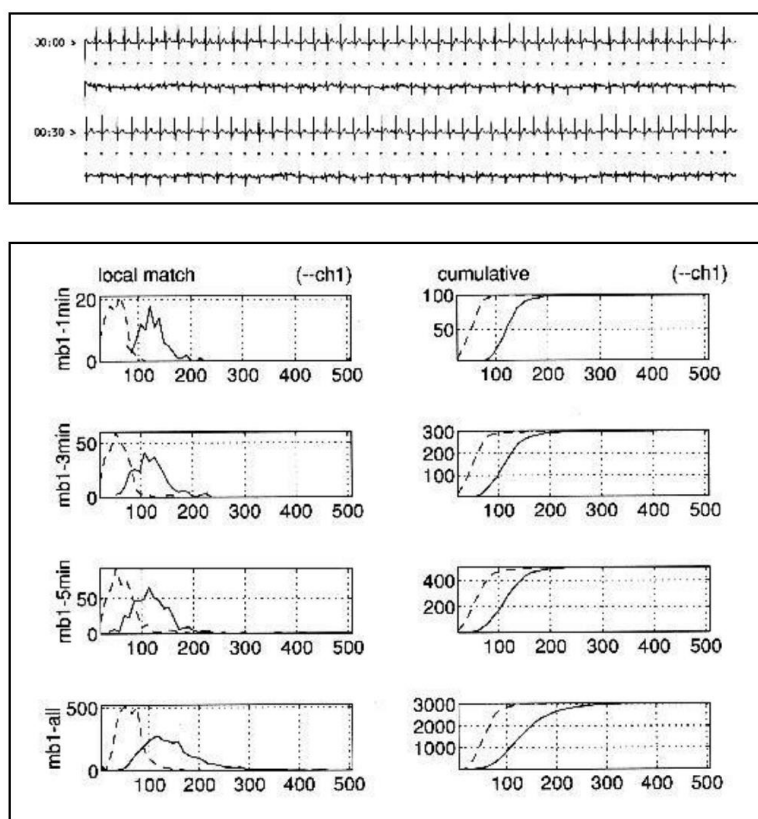
$$Mismatch(X, Y) = \frac{\sum |X(i) - Y(i)|}{\sum |X(i)| + \sum |Y(i)|} \quad (4.1)$$

Tato metrika je zvolena nejen proto, že je výpočetně efektivnější než vzájemná korelační funkce, ale také kvůli její citlivosti ke změnám amplitudy QRS komplexů. Hodnoty „mismatch“ se pohybují v rozmezí od 0 do 1. Pokud jsou dvě vlny identické je

hodnota „mismatch“ rovna 0, pokud jsou dvě vlny naprosto odlišné (neexistuje žádný překryv), je hodnota „mismatch“ rovna 1. Ze získaných hodnot jsou vygenerovány mismatch histogramy, z nichž jsou následně odvozeny histogramy kumulativní. [15]

Kvalita signálu pak může být určena na základě rychlosti růstu křivky kumulativního histogramu. U signálu s vyšší kvalitou poroste křivka rychleji než u signálu s nižší kvalitou. [15]

Na Obr. 4.1 nahoře je zobrazena první minuta dvou EKG signálů a pod nimi jsou uvedeny jejich mismatch histogramy (vlevo) a kumulativními histogramy (vpravo) pro 1, 3, 5, a 30 minut EKG záznamu.



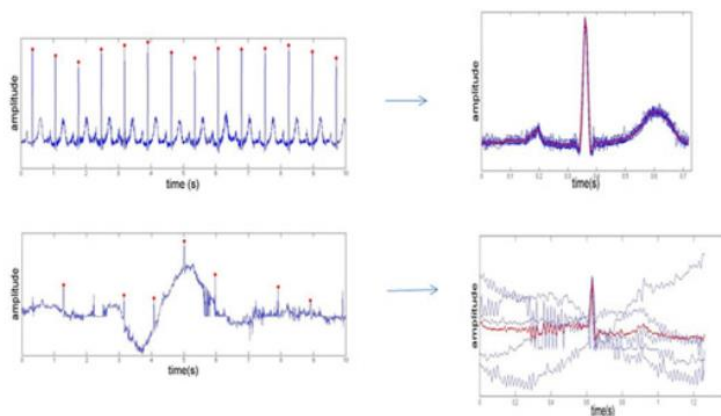
Obr. 4.1 Příklady mismatch a kumulativních histogramů získaných zpracováním reálných dat [15]

4.2 SQI – Signal Quality Index

Prvním krokem této metody je detekce R vln a porovnání získaného výsledku se sadou fyziologicky relevantních podmínek. Postupně jsou aplikovány 3 následující podmínky a v případě nesplnění kterékoliv z nich je vzorek označený jako špatný. [19, 20]

1. Tepová frekvence extrapolovaná z 10 s vzorku musí být v rozmezí 40 – 180 tepů za minutu.
2. Maximální akceptovatelná mezera mezi dvěma po sobě následujícími R vlnami je 3 s (Tato podmínka slouží k zajištění, aby nechyběl víc než jeden tep)
3. Poměr maximálního RR intervalu a minimálního RR intervalu v rámci vzorku by měl být méně než 2,2 s

Pokud jsou splněny všechny 3 podmínky následuje adaptivní přizpůsobení šablon, které vyhledává pravidelnosti v segmentu, které jsou identifikátorem spolehlivosti. Jsou extrahovány jednotlivé QRS komplexy a z jejich průměru je získána průměrná šablona QRS komplexu. Následně je vypočítán korelační koeficient každého QRS s průměrnou QRS šablonou a následně je vypočítán průměrný korelační koeficient z celého vzorku. Příklad různě kvalitních signálů a průměrné šablony je zobrazen na Obr. 4.2. Průměrný korelační koeficient je srovnáván se zvoleným prahem a pokud je jeho hodnota menší než hodnota prahu, je vzorek označen jako špatný a pokud je jeho hodnota větší než hodnota prahu, je označen jako dobrý. [19, 20]

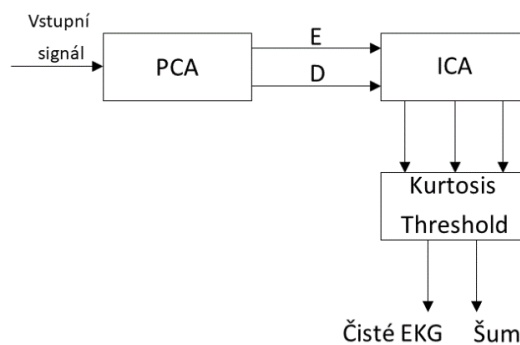


Obr. 4.2 Šablona QRS pro dobrý (nahore) a špatný (dole) signál EKG. [19]

Signál označený jako dobrý, má velmi pravidelné QRS komplexy, což má za následek vysokou korelaci se šablonou. Špatný signál má nepravidelné komplexy, což vede k nízké korelaci se šablonou. [19]

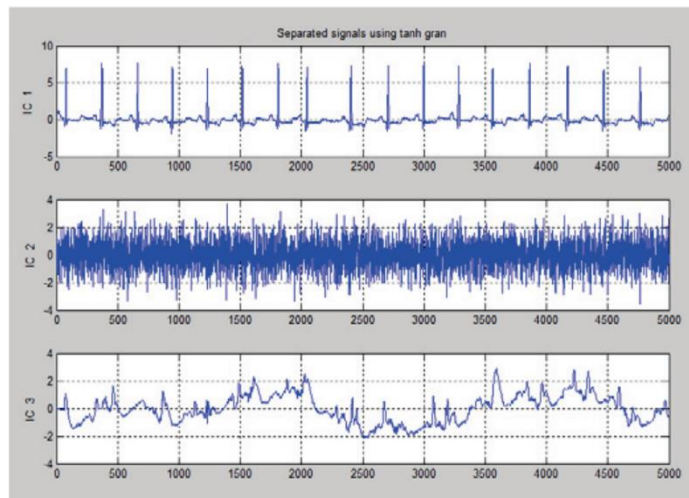
4.3 Fast ICA

Metody ICA – analýza nezávislých komponent, mohou vyfiltrovat rušení kdy šum a artefakty mají stejný rozsah frekvencí jako EKG signál a není možné použít filtry. Před samotnou ICA je provedena analýza hlavních komponent, která zabrání špatným výsledkům, které mohou nastat při zpracování vysoko dimenzionálních dat pomocí ICA. Analýza hlavních komponent spočívá v lineární transformaci vstupních dat na nový vektor s pokud možno nižší dimenzí, která nám poskytne vlastní hodnoty (D) a vlastní vektory (E) kovarianční matice $E(XX')$, které jsou využity pro následovné zpracování pomocí ICA. Diagram metody je uveden na Obr. 4.3. [21, 22, 23, 24]



Obr. 4.3 Blokový diagram Fast ICA. [21]

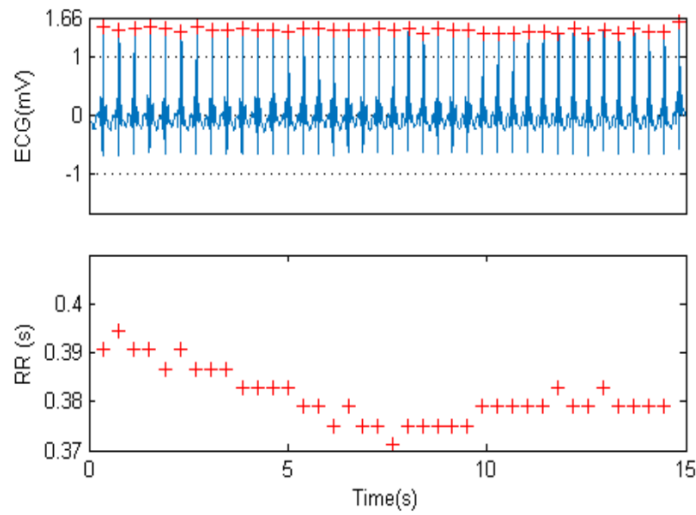
ICA rozdělí vstupní prvky na prvky statisticky nezávislé, které vstupují do dalšího kroku. Tímto krokem je „Kurtosis threshold“, který určí, zda je vstupující prvek šum nebo užitečný signál. Výstup z bloku ICA je uveden na Obr. 4.4. Z užitečného signálu je vypočítáno SNR a na základě toho může být určena jeho kvalita. Tato metoda závisí na statistických vlastnostech, takže úspěšně odstraňuje artefakty, i když se jejich frekvence překrývá s frekvencí EKG a zachovává tvar signálu. [21]



Obr. 4.4 Výstup z bloku ICA – čistý EKG signál oddělený od šumu. [21]

4.4 IHR

Jedná se o metodu využívající statistické funkce k určení kvality signálu EKG a IHR (Instantaneous Heart Rate) signálu. Signál IHR je získán detekováním R vln v EKG signálu. Na tyto dva signály jsou následně aplikovány 4 statistické funkce – kvadratický průměr (RMS), Směrodatná odchylka (STD), šikmost (skewness), která kvantifikuje asymetrii v distribuci dat a špičatost (kurtosis), užitečná pro kvantifikaci tvaru distribuce, definované vzorci (4.2) - (4.6). [25]



Obr. 4.5 EKG signál s detekovanými R kmity (nahore), RR intervaly udávající aktuální tepovou frekvenci (dole). [21]

1. Kvadratický průměr

$$RMS(u_j) = \sqrt{\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} u_j^2(k)} \quad (4.2)$$

kde n_s je počet vzorků na jednu epochu a $u_j(k)$ je jedna epocha domény kterou analyzujeme

2. Směrodatná odchylka

$$STD(u_j) = \left(\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - u_j)^2 \right)^{1/2} \quad (4.3)$$

kde u_j je průměr epochy definovaný jako:

$$u_j = \frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} u_j(k) \quad (4.4)$$

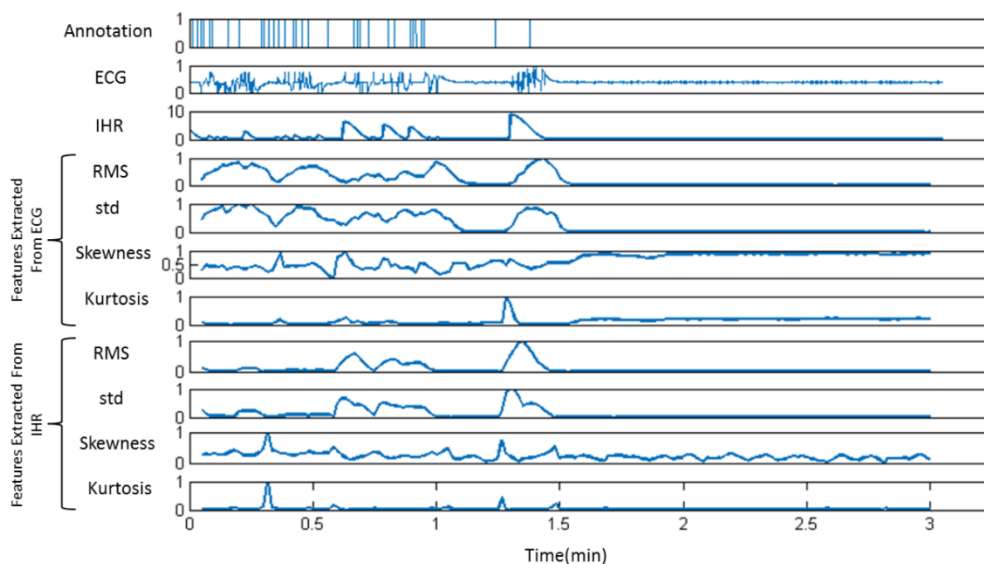
3. Šikmost

$$Skewness(u_j) = \frac{\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - u_j)^3}{\left(\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - u_j)^2\right)^{3/2}} \quad (4.5)$$

4. Špičatost

$$Kurtosis(u_j) = \frac{\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - u_j)^4}{\left(\frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} (u_j(k) - u_j)^2\right)^2} \quad (4.6)$$

Tyto funkce se vypočítají pro oba signály s časovými okny o délkách – 0,5 s, 1 s, 3 s, 5 s a 7 s, aby se zjistilo, na jakém časovém úseku nesou tyto funkce největší rozlišovací informaci. Změny funkcí v průběhu normálního a zarušeného signálu je možné vidět na Obr. 4.6. Je vidět, že funkce vykazují více fluktuací v přítomnosti artefaktů – první 1,5 minuty než v průběhu normálního signálu – signál od 1,5 minuty dál. Nejvýrazněji se mění hodnoty funkcí RMS a STD, které v přítomnosti artefaktů rostou, zatímco hodnota špičatosti v přítomnosti artefaktů klesá. Pomocí takto získaných hodnot je možné oddělit zarušený a kvalitní signál. [25]



Obr. 4.6 Změny hodnot funkcí v průběhu normálního a zarušeného signálu. [25]

4.5 Automatické hodnocení kvality napodobující lidské hodnotitele

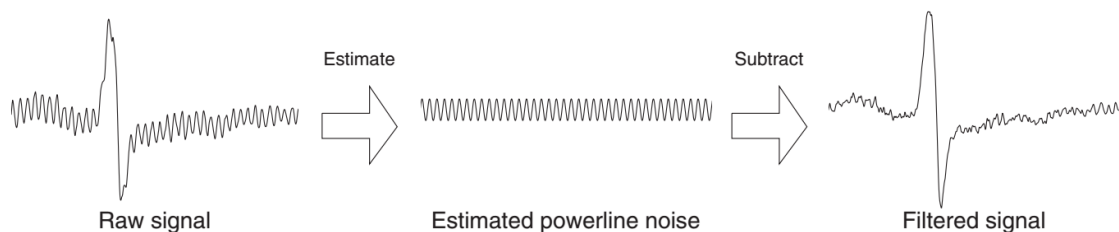
Jedná se o dvou krokový algoritmus navržený tak, aby kvalifikoval záznam EKG stejně jak kdyby ho hodnotili lidé. Prvním krokem je detekce makroskopických problémů v připojení svodů a druhým je určení množství šumu přítomného v záznamu. [26]

První krok je realizován vyhledáváním svodů, které nevykazují variace a následným kontrolováním přítomnosti a koherence QRS komplexů v rámci svodu. Pokud jsou změny napětí v rámci svodu menší nebo rovny čtyřnásobku maximálního rozlišení napětí, je napětí považováno za konstantní a takovýto záznam je označen jako „chybějící“. Pokud má záznam jeden nebo více chybějících svodů, je označen jako „nepřijatelný“. V další části prvního kroku probíhá detekce QRS komplexů. V této metodě je využit nelineární operátor U_3 , který je schopný zvýraznit QRS komplexy v EKG signálu [27]. Takto zvýrazněné komplex jsou následně detekovány pomocí prahu nastaveného tak, aby se co nejvíce omezil lokální vliv šumu. Za validní jsou označeny pouze ty komplexy, kterou jsou v rámci 250 ms okna detekovány alespoň v polovině svodů. Z detekovaných QRS komplexů se v rámci jednoho okna ve všech svodech vypočítá globální pozice komplexu jako medián středů jednotlivých komplexů. Po výpočtu této pozice jsou znovu prohledávány svody chybějícími komplexy s prahem nastaveným na nižší hodnotu. Pokud je v rozmezí 10 s detekováno méně než 5 nebo více než 40 komplexů nebo pokud nebylo možné v některém svodu nalézt alespoň polovinu globálních komplexů, je záznam označen jako „nepřijatelný“. [26]

V druhém kroku dochází k identifikaci a odstranění tří typů rušení – síťový brum, drift nulové izoliny a myopotenciály s využitím metod popsaných i v jiných pracích. Jednotlivé typy rušení jsou kvantifikovány nezávisle v každém svodu. Síťový brum je identifikován pomocí filtru s horní propustí, odstraněn jednotlivě pro každý tep a velikost šumu je odhadnuta jako střední kvadratický průměr odstraněné šumové složky. Příklad odhadu a odečtení síťového brumu je uveden na Obr. 4.7. Drift nulové izoliny je izolován nezávisle z každého svodu odečtením kubické splinové funkce a je kvantifikován jako střední kvadratický průměr této funkce. Po odstranění síťového brumu a driftu nulové izoliny jsou jednotlivé teple shromážděny do tříd na základě jejich podobnosti a trvání. Třída obsahující nejvíce tepů je označena jako „sinusové teple“ a je z ní vytvořen „mediánový tep“ využitím synchronizovaných QRS komplexů této třídy. Myopotenciálové rušení je pak odhadnuto jako střední kvadratický průměr rozdílu mezi „mediánovým tepem“ a jednotlivými teple v záznamu. [26, 28, 29]

Pro každý typ rušení je definována globální hodnota rušení jako maximální hodnota v rámci svodu. Tyto hodnoty jsou převedeny na spojitě skóre v rozmezí 0-10, kde 0 je nejnižší množství a 10 nejvyšší množství šumu daného typu. Následně je

kvantifikována globální hodnota rušení pro celý záznam jako sumace globálních hodnot pro síťový brum a drift nulové izolinie. Myopotenciálový šum se připočítá pouze pro sinusové tehy. Na získaný výsledek je použito rozhodovací pravidlo, podle kterého se rozhoduje, zda je záznam „přijatelný“ nebo „nepřijatelný“. Jako nepřijatelný je označen takový záznam, jehož celkové skóre je větší než 20 nebo skóre kteréhokoliv typu šumu má hodnotu 10. [26]



Obr. 4.7 Příklad odhadu a odečtení síťového brumu ze signálu EKG [26]

5 SEGMENTACE SIGNÁLU EKG NA ZÁKLADĚ KVALITY

Existuje řada přístupů k segmentaci signálů na základě hodnocení kvality signálu EKG. U jednotlivých metod segmentace se liší způsob určení kvality tohoto signálu. Ve většině případů jsou hodnoty vypovídající o kvalitě záznamu určeny pro malý segment signálu, většinou 10-30 s, a tento samostatný segment je následně zařazen do některé z kategorií – dobrý, špatný, přijatelný, nepřijatelný. Nejedná se tedy úplně o segmentaci na základě kvality signálu, ale spíše o určení kvality jednotlivých konstantně dlouhých segmentů záznamu. V této kapitole jsou uvedeny některé existující přístupy této segmentace, které je možné nalézt v literatuře.

5.1 Fyziologické podmínky

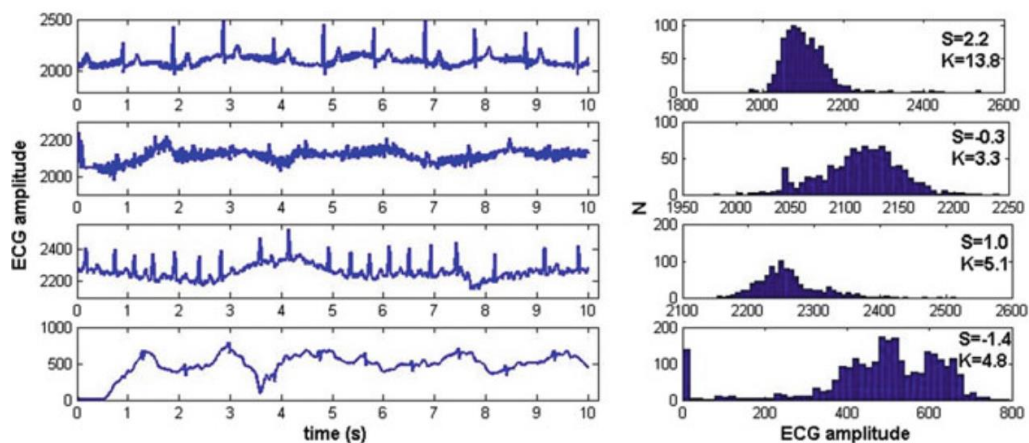
Tento přístup využívá detekci QRS komplexů v 10 s úsecích signálu, na jejíž výsledky jsou následně aplikována fyziologicky relevantní pravidla na jejichž základě, je daný segment označený jako akceptovatelný nebo neakceptovatelný. [19, 30]

- Průměrná tepová frekvence – pokud je tepová frekvence zkoumaného segmentu mimo rozsah 40–180 tepů za minutu, je segment zamítnut jako nepřijatelný. [19]
- Maximální délka R-R intervalu – maximální délka R-R intervalu by neměla přesáhnout dobu 3 s. Tato doba umožňuje jeden vynechaný tep a při jejím překročení je segment označen jako nepřijatelný. [30]
- Poměr maximální a minimální délky R-R intervalu – v rámci krátkého segmentu záznamu, by nemělo docházet k rychlým změnám tepové frekvence a poměr maximální a minimální délky R-R intervalu by neměla přesáhnout hodnotu 1,1 s. Jako práh akceptovatelnosti segmentu je použita hodnota 2,2 s, umožňující jeden chybějící tep. [30]

5.2 Statistické funkce

Šikmost a špičatost jsou statistické funkce popisující symetrii a ostrost vrcholu distribuce a bylo navrženo, že je možné jejich hodnoty využít jako indikátor přítomnosti rušení v záznamu EKG. Špičatost normálního rozdělení má hodnotu 3. V jedné z existujících prací ukázali, že u čistého záznamu EKG se sinusovým rytmem by hodnota špičatosti měla být větší než 5 a v další, že hodnota špičatosti u svalových artefaktů je přibližně 5 a

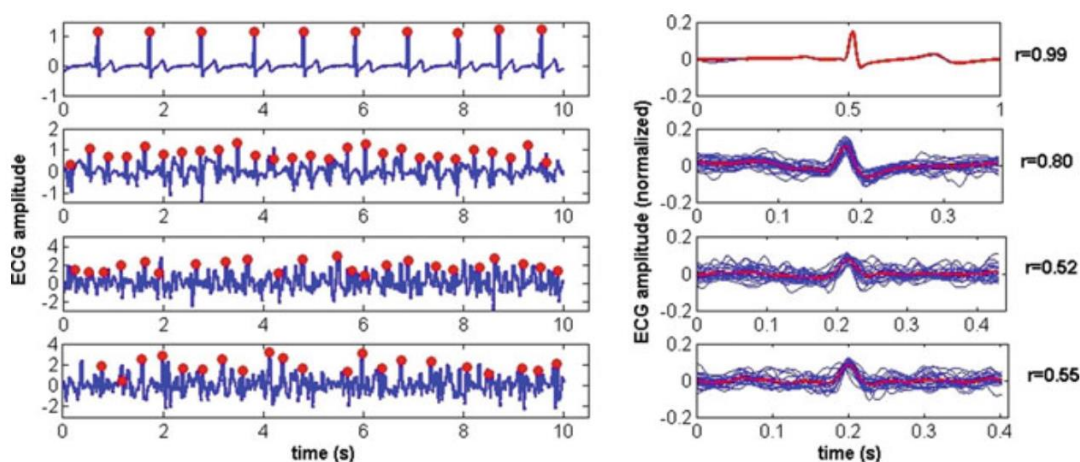
u driftu nulové izolinie menší než 5. Na základě toho jsou segmenty s hodnotou špičatosti menší než 5 označeny jako nepřijatelné a s hodnotou větší než 5 označeny jako přijatelné. Na Obr.5.1 je příklad EKG záznamů s jejich vypočítanými hodnotami šikmosti (S) a špičatosti (K). [24, 31, 32]



Obr. 5.1 Segmenty záznamu EKG s vypočítanými hodnotami šikmosti (S) a špičatosti (K) [32]

5.3 Srovnávání s šablonou

V tomto případě jsou z hodnoceného segmentu extrahovány jednotlivé QRS komplexy, jejichž zprůměrováním vznikne šablona, pro kterou je s každým detekovaným QRS komplexem vypočítán Pearsonův korelační koeficient. Korelační koeficienty v rámci jednoho segmentu jsou zprůměrovány a pokud je zprůměrovaná hodnota větší nebo rovna 0,66 je segment označen jako přijatelný. V případě, že je zprůměrovaná hodnota menší než 0,66 je segment označen jako nepřijatelný. Ukázka různě kvalitních záznamů EKG, z nich extrahované šablony a jejich zprůměrovaná hodnota korelačního koeficientu (r), je uvedena na Obr. 5.2. [32]



Obr. 5.2 EKG záznamy (vlevo) a z nich vytvořené šablony (vpravo). [32]

5.4 Variabilita R-R intervalů

Pro krátké segmenty záznamu EKG je vypočítána variabilita délky R-R intervalů jako poměr empirického odhadu průměru a empirického odhadu směrodatné odchylky distribuce R-R intervalů. Pokud je vypočítaná variabilita segmentu menší než 0,64 je segment označen jako akceptovatelný, pokud je větší, je označen jako pravděpodobně neakceptovatelný. Hodnota prahu 0,64 byla určena empiricky. [33]

6 NAVRŽENÁ METODA ODHADU KVALITY

Jako ukazatel kvality signálu byl zvolen výpočet hodnoty SNR (poměr užitečného signálu a šumu – z anglického Signal To Noise Ratio). Výpočet hodnoty SNR je objektivní metoda hodnocení, často využívaná pro hodnocení úspěšnosti filtračních algoritmů, kdy je vypočítána hodnota SNR na vstupu a na výstupu a cílem je dosáhnout co největšího rozdílu mezi těmito dvěma hodnotami. V tomto případě, bude počítána pouze hodnota na vstupu, protože cílem není filtrace signálu, ale hodnocení jeho kvality. Výpočet vstupní hodnoty SNR je popsán rovnicí (5.1) [34]

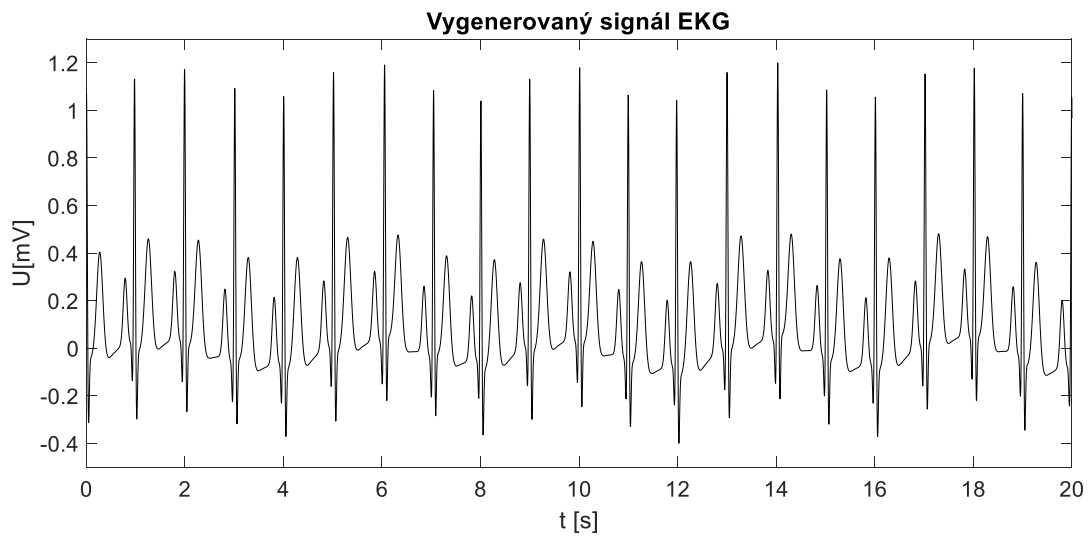
$$SNR_{IN} = 10 \cdot \log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{N-1} (s(n) - \bar{s})^2}{\sum_{n=0}^{N-1} w(n)^2} [dB] \quad (5.1)$$

Kde $s(n)$ je užitečný signál, \bar{s} jeho střední hodnota a $w(n)$ je šum. Z rovnice (5.1) je patrné, že pro výpočet potřebujeme znát užitečný signál a šumovou složku, kterou u reálných signálů neznáme. [34] K získání těchto hodnoty byla zvolena metoda pilotního odhadu, která je popsána v další části této kapitoly.

Prvním krokem realizace zvolené metody odhadu kvality je vygenerování umělého signálu EKG a jeho zarušení myopotenciálovým šumem s přesně nastavenými vstupními hodnotami SNR, aby bylo možné otestovat správnost výsledků. Dalším krokem byla implementace metody pilotního odhadu a následný výpočet vstupní hodnoty SNR ze získaných hodnot.

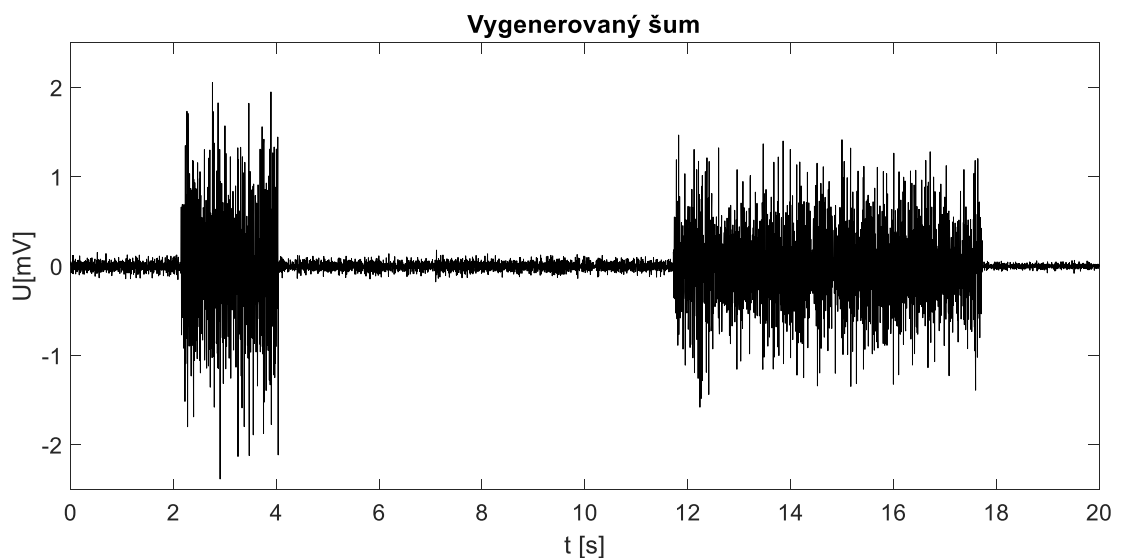
6.1 Generování umělého signálu EKG a jeho zarušení

Ke generování signálu EKG byl použit volně dostupný algoritmus ECGSYN popsáný v [35] dostupný z PhysioNet. Tento model je schopný generovat realistický signál EKG s možností nastavení jednotlivých parametrů jako jsou průměr a směrodatná odchylka srdečního tepu, morfologie jednotlivých vlny a komplexů a zahrnuje i respirační sinusovou arytmií. Příklad vygenerovaného signálu EKG je na Obr. 5.1. Při generování signálu byla nastavena hodnota vzorkovací frekvence na 256 Hz, srdeční tep na 60 tepů za minutu a směrodatná odchylka srdečního tepu na 1 tep za minutu.



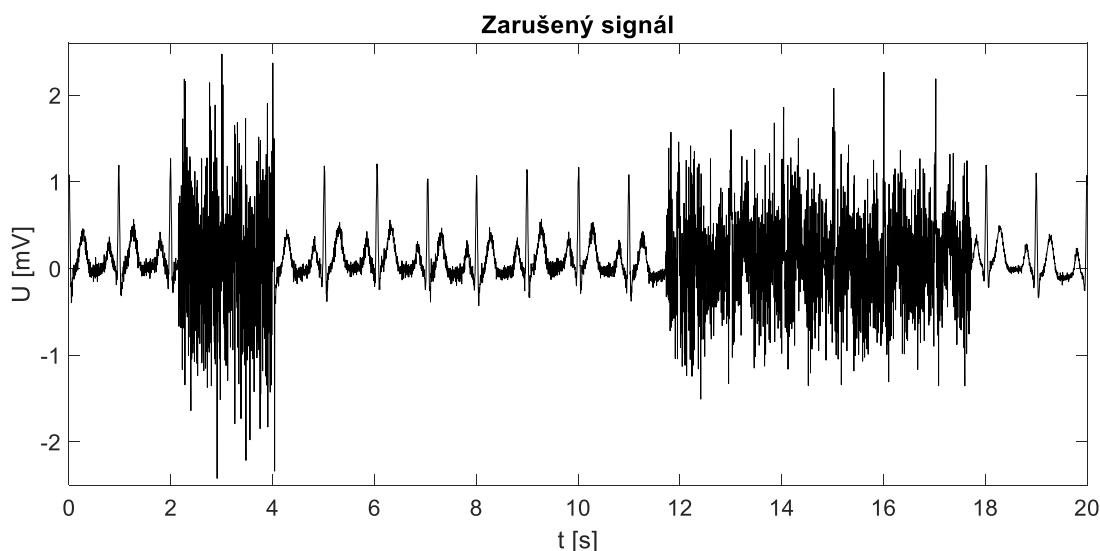
Obr. 6.1 Vygenerovaný EKG signál.

Pro vytvoření myopotenciálového šumu byl použit software EMG maker [36], který generuje náhodný signál s vlastnostmi povrchových myopotenciálů. V tomto případě, se nastavovala pouze vzorkovací frekvence a délka požadovaného signálu. Vzorkovací frekvence byla nastavena na 256 Hz stejně jako u generovaného signálu EKG a délka byla nastavena tak, aby odpovídala délce vygenerovaného signálu EKG. Vygenerovaný myopotenciálový šum byl rozdělen na nestejně dlouhé úseky, ve kterých byly náhodně nastaveny hodnoty SNR v rozmezí 5–30 dB.



Obr. 6.2 Vygenerovaný myopotenciálový šum.

Po přičtení vytvořeného nestacionárního myopotenciálového šumu, k vygenerovanému signálu EKG signálu byl získán zašuměn signál (Obr. 5.3), na kterém byla testována zvolená metoda odhadu kvality signálu.

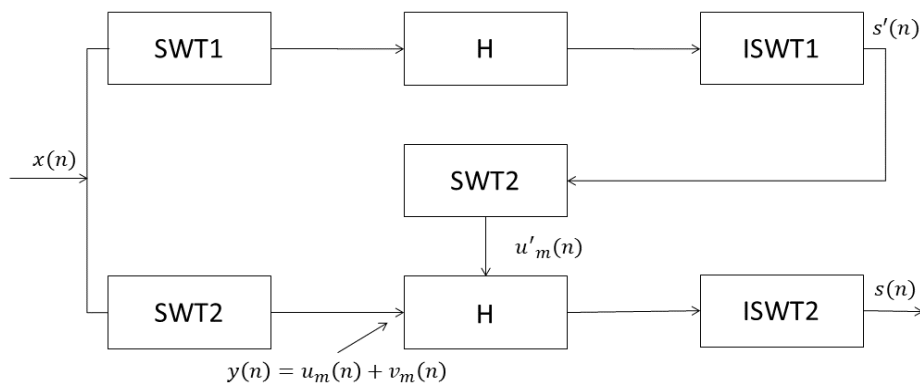


Obr. 6.3 Signál vzniklý spojením signálu EKG a myopotenciálového šumu.

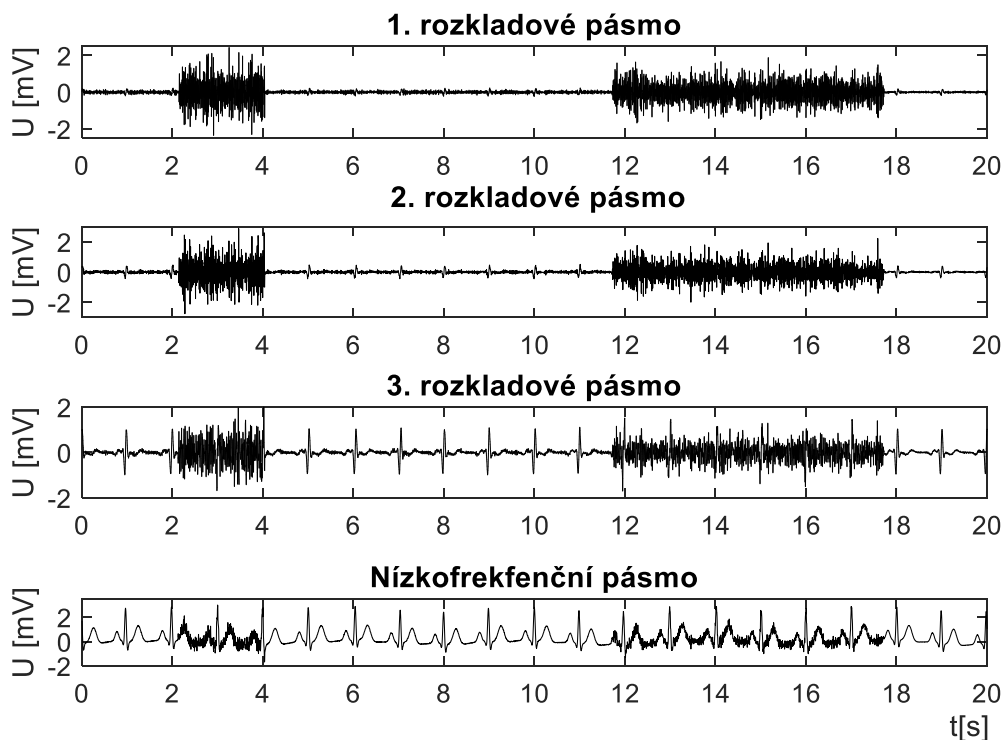
6.2 Metoda pilotního odhadu

Aby bylo možné vypočítat hodnotu SNR je potřeba ze zašuměného signálu získat šumovou složku a užitečný signál. Jednou z metod, kterou je toho možné dosáhnout je metoda pilotního odhadu, jejíž blokové schéma je zobrazeno na Obr. 6.4.

V horní větvi je vstupní signál $x(n)$, u nějž předpokládáme, že je aditivní směsí užitečného signálu $s(n)$ a šumu $w(n)$, podroben vlnkové transformaci SWT1, provedenou pomocí funkce *swt*, která je implementována v programovém prostředí Matlab. Vstupem této funkce je délka transformovaného signálu, stupeň rozkladu a zvolená rozkladová vlnka. Výstupem je matice hodnot jejíž řádky tvoří jednotlivá rozkladová pásma a hodnoty udávají jednotlivé vlnkové koeficienty Obr.6.5. Pro SWT1 byla nastavena 3 rozkladová pásma a vlnka *db3*. Před samotnou vlnkovou transformací je potřeba prodloužit vstupní signál tak, aby splňoval podmínku, že počet vzorků signálu musí být dělitelný výrazem 2^N kde N je zvolený počet rozkladových pásem.



Obr. 6.4 Blokové schéma metody pilotního odhadu.



Obr. 6.5 Jednotlivá pásma rozkladu po vlnkové transformaci vlnkou db3.

Takto získané vlnkové koeficienty jsou upraveny v bloku H, který představuje prahování. Pro prahování je nutné stanovit hodnotu prahu. Ta nesmí být ani příliš nízká, aby nedošlo ke vzniku artefaktů a ni příliš vysoká, což by mohlo vést k poškození nezarušeného signálu. V případě, kdy se intenzita šumu mění není vhodný práh s konstantní hodnotou. Lepším řešením je adaptivní určení prahu. [34] Výpočet adaptivního prahu probíhá v plovoucím okně, jehož délka byla nastavena na 1 s. Bylo implementováno několik typů prahů, aby mohl být po otestování zvolen ten, který bude poskytovat nejlepší výsledky. Jednotlivé prahy jsou popsány níže.

Univerzální práh

$$\lambda_m = \sigma_{v_m} \sqrt{2 \ln(N)} \quad (5.2)$$

Kde σ_{v_m} je směrodatná odchylka N je počet vzorků signálu. Hodnota univerzálního prahu roste s délkou signálu a z toho důvodu je často považován za příliš vysoký. V praxi bývá hodnota prahu vypočítána pro každé m -té rozkladové pásmo zvlášť. [38]

SURE práh

Prahová hodnota je vypočítána na základě minimalizace Steinova nestranného odhadu střední kvadratické chyby (Stein's Unbiased Risk Estimate)

$$\lambda_m = \sigma_{v_m} \sqrt{2 \ln(N \log_2(N))} \quad [37] \quad (5.3)$$

Minimax práh

Toto určení prahové hodnoty minimalizuje riziko maximální možné střední kvadratické chyby od ideální prahové hodnoty. Výpočet tohoto prahu je dán rovnicí [37]

$$\lambda_m = \sigma_{v_m} (0,3936 + 0,1829 \cdot \log_2(N)) \quad (5.4)$$

Empirický práh

$$\lambda_m = K \cdot \sigma_{v_m} \quad (5.5)$$

K je empirická konstanta. Tento práh je vhodný, pokud ostatní metody výpočtu odvozené pro bílý šum neposkytují požadované výsledky. [26]

Robustní odhad směrodatné odchylky σ_{v_m} je dán vzorcem (5.6) [35]

$$\sigma_{v_m} = \frac{\text{median}(|y_m|)}{0,6745} \quad (5.6)$$

Po stanovení prahů je provedeno prahování. Také zde existuje více možností. Implementované metody prahování jsou popsány dále.

Tvrdé prahování

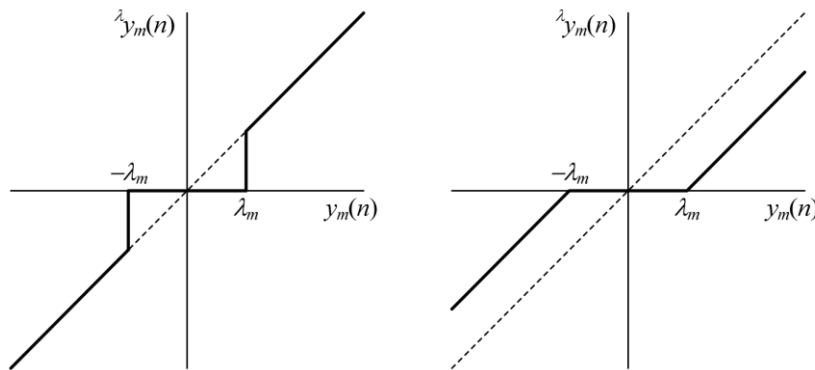
Tento typ spolu s měkkým prahováním patří k nejpoužívanějším typům. Pro tvrdé prahování platí, že koeficienty s hodnotou nižší, než hodnota prahu jsou vynulovány a koeficienty s nadprahovou hodnotou zůstanou nezměněny. Tento postup lze popsat rovnicí [38]

$$\lambda y_m(n) = \begin{cases} y_m(n) & \text{pro } |y_m(n)| > \lambda_m \\ 0 & \text{pro } |y_m(n)| \leq \lambda_m \end{cases} \quad (5.7)$$

Měkké prahování

Koeficienty s podprahovou hodnotou jsou stejně jako u tvrdého vynulovány a nadprahové jsou zmenšeny o hodnotu prahu. [38]

$$\lambda y_m(n) = \begin{cases} \text{sign}(y_m(n))(|y_m(n)| - \lambda_m) & \text{pro } |y_m(n)| > \lambda_m \\ 0 & \text{pro } |y_m(n)| \leq \lambda_m \end{cases} \quad (5.8)$$



Obr. 6.6 Zobrazení tvrdého prahování (vlevo) a měkkého prahování (vpravo). [37]

Garrotní prahování

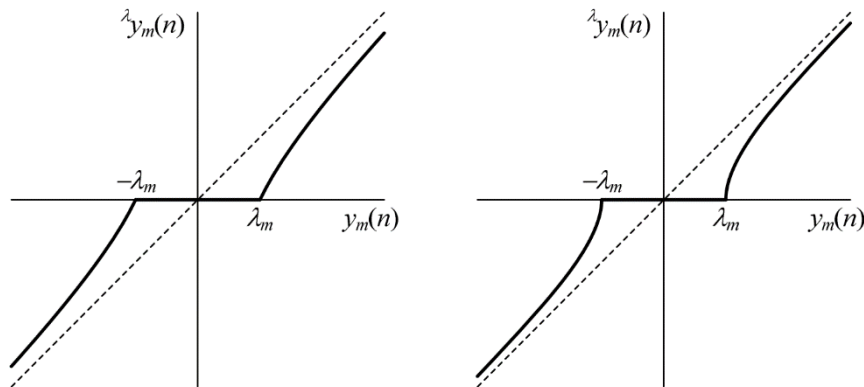
Využívá druhou mocninu prahové hodnoty tak, aby byly méně nadprahové hodnoty potlačovány více než hodnoty výrazněji nadprahové. Koeficienty s hodnotou nižší, než hodnota prahu jsou vynulovány. [37]

$$\lambda y_m(n) = \begin{cases} y_m(n) - \frac{\lambda_m^2}{y_m(n)} & \text{pro } |y_m(n)| > \lambda_m \\ 0 & \text{pro } |y_m(n)| \leq \lambda_m \end{cases} \quad (5.9)$$

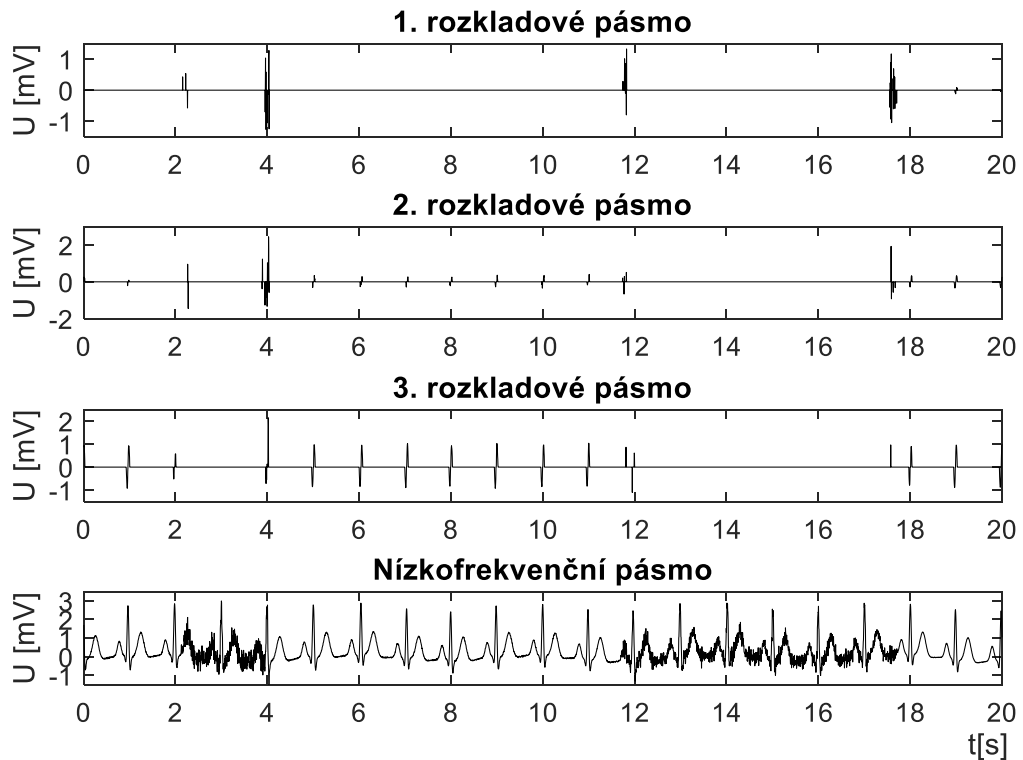
Hyperbolické prahování

Tento typ prahování je založen na vlastnostech hyperboly. Spojuje měkké a tvrdé prahování, ale blíže má k prahování tvrdému. Koeficienty menší nebo rovny vypočítanému prahu jsou nastaveny na 0 a zbylé jsou upraveny podle následujícího výpočtu. [37]

$$\lambda y_m(n) = \begin{cases} \operatorname{sgn}(y_m(n)) \sqrt{y_m^2(n) - \lambda_m^2} & \text{pro } |y_m(n)| > \lambda_m \\ 0 & \text{pro } |y_m(n)| \leq \lambda_m \end{cases} \quad (5.10)$$



Obr. 6.7 Zobrazení Garrotního prahování (vlevo) a hyperboického prahování (vpravo). [37]



Obr. 6.8 Výsledek prahování koeficientů za použití prahu SURE a hyperboického prahování.

Na Obr.6.8 jsou zobrazeny výsledky získané po prahování, kdy byl zvolen práh SURE a pro výsledné prahování, byl zvoleno prahování hyperbolické.

Naprahované koeficienty jsou podrobeny inverzní vlnkové transformaci ISWT1 jejímž výstupem je pilotní odhad užitečného signálu $s'(n)$. Ve spodní větvi je vlnkové transformaci SWT2 podroben nejen vstupní signál $x(n)$, ale také pilotní odhad užitečného signálu $s'(n)$. Pro SWT2 byla zvolena vlnka *sym4* a stupeň rozkladu 4. SWT2 vstupního signálu $x(n)$ získáme vlnkové koeficienty, pro které platí $y_m(n) = u_m(n) + v_m(n)$, kde $u_m(n)$ jsou koeficienty užitečného signálu a $v_m(n)$ jsou koeficienty šumové složky. Výstupy obou bloků SWT2 pokračují do bloku HW, který představuje Wienerův filtr. [26]

Předpokladem pro využití Wienerova filtru je, že vstupní signál je aditivní směsí užitečného signálu $s(n)$ a šumové složky $w(n)$, které jsou vzájemně nekorelované. Pro vlnkové koeficienty $y_m(n) = u_m(n) + v_m(n)$ hledáme korekční faktory $g_m(n)$ takové, aby upravené vlnkové koeficienty ${}^\lambda y_m(n)$ byly optimální aproximací koeficientů $u_m(n)$ užitečného signálu ve smyslu nejmenší kvadratické odchylky hodnot ${}^\lambda y(n)$ od $s(n)$. Pro výpočet korekčního faktoru byla použita rovnice (5.11) [38]

$$g_m(n) = \frac{u'_m{}^2(n)}{u'_m{}^2(n) + \sigma_{v_m}^2} \quad (5.11)$$

Kde $u'_m(n)$ jsou koeficienty transformace užitečného signálu získané z pilotního odhadu $s'(n)$ a $\sigma_{v_m}^2$ je směrodatná odchylka šumu. Úprava koeficientů je provedena jejich vynásobením s korekčním faktorem. [38]

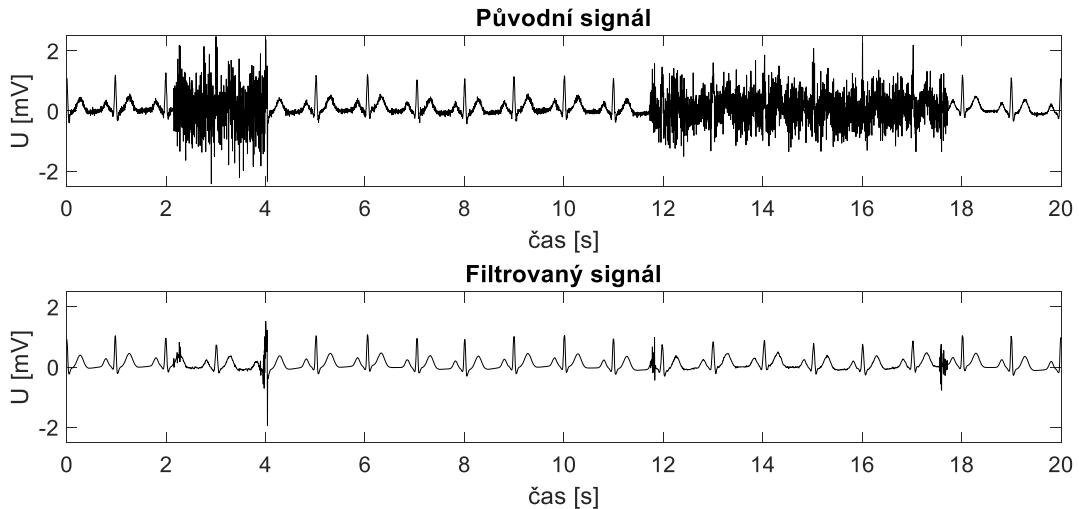
$${}^\lambda y_m(n) = g_m(n) \cdot y_m(n) \quad (5.12)$$

Pokud je $u'_m{}^2(n)$ mnohem větší než $\sigma_{v_m}^2$ bude hodnota korekčního koeficientu blízká 1 a hodnoty vlnkového koeficientu zůstane téměř nezměněna. V případě, že je $u'_m{}^2(n)$ mnohem menší než $\sigma_{v_m}^2$, dojde k výraznému zmenšení vlnkového koeficientu. [38]

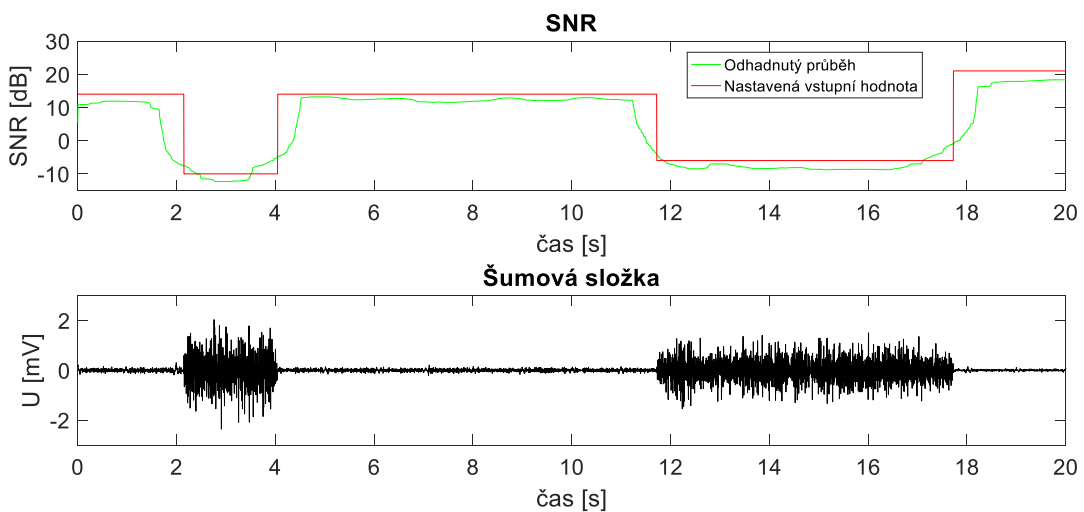
Takto upravené koeficienty jsou podrobeny inverzní vlnkové transformaci ISWT2, jejímž výstupem je filtrovaný signál ${}^\lambda y(n)$. Po získání filtrovaného signálu je možné z původního zarušeného signálu získat i šumovou složku a následně spočítat hodnotu SNR.

Na Obr. 6.9 je vidět vstupní zarušený signál (nahore) a filtrovaný signál, který je výstupem metody pilotního odhadu (dole). Z těchto signálů byly odhadnuta šumová

složka, pomocí níž byly vypočítány hodnoty SNR a tento odhad byl srovnán s nastavenými vstupními hodnotami SNR. Toto srovnání je možné vidět na Obr. 6.10, na kterém je také odhadnutá šumová složka původního signálu.



Obr. 6.9 Původní zarušený signál (nahore), filtrovaný signál (dole).

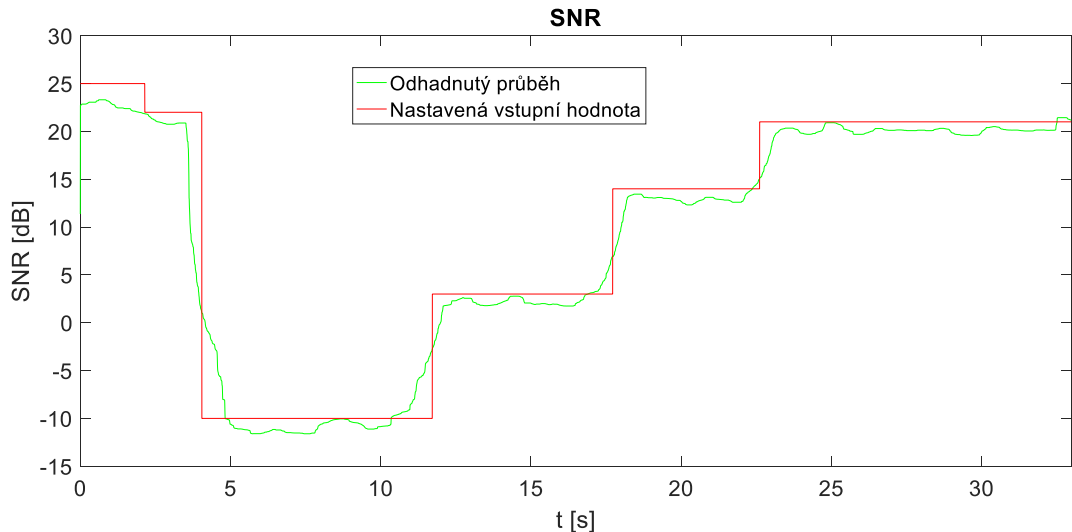


Obr. 6.10 Porovnání vstupní a odhadnuté hodnoty SNR (nahore), odhadnutá šumová složka (dole).

Na Obr 6.10 nahore, je vidět, že odhadnutá hodnoty SNR odpovídá nastaveným hodnotám. Větší rozdíly jsou pouze v oblastech přechodů mezi různými hodnotami SNR. Tento výsledek byl získán při použití vlnek *db3* a *sym4*, s prahem SURE a hyperbolickým prahováním. Některé z dalších testovaných kombinací vlnek, prahů a prahování jsou uvedeny dále. Jednotlivá nastavení byla zkoušena na různě dlouhých signálech a porovnávání výsledků bylo provedeno vypočítáním průměrné odchylky odhadnutého SNR od hodnot nastavených na vstupu. Odchylka byla vypočítána jako průměr ze 100 realizací odhadu při stejném nastavení. U všech kombinací byla odchylka počítána pro

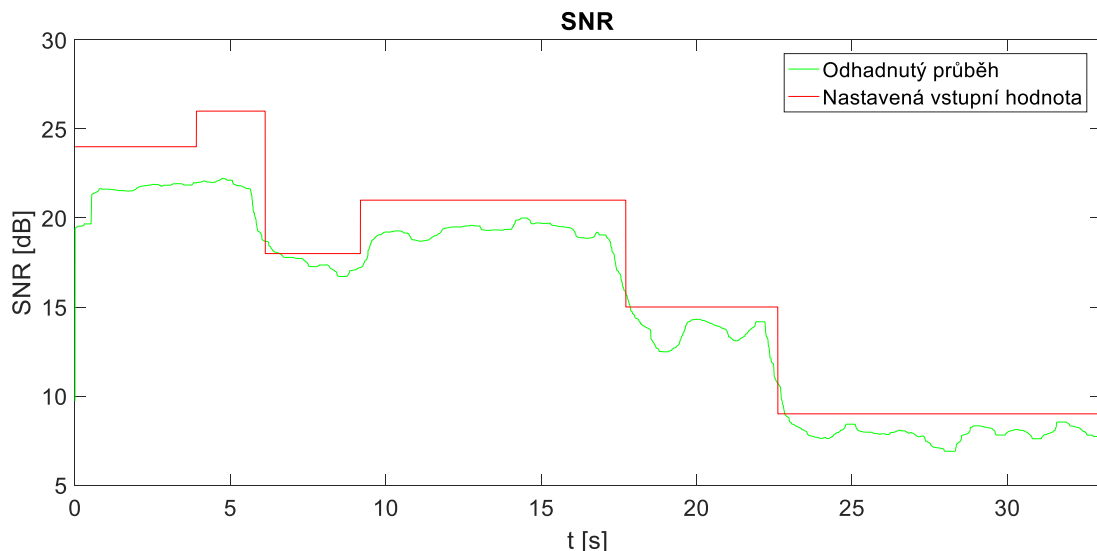
stejnou délkou signálu, protože délka signálu ovlivňovala výslednou hodnotu. S prodlužujícím se signálem docházelo ke zvyšování odchylky.

Na Obr 6.11 je zobrazeno porovnání odhadnutých hodnot SNR s nastavenými



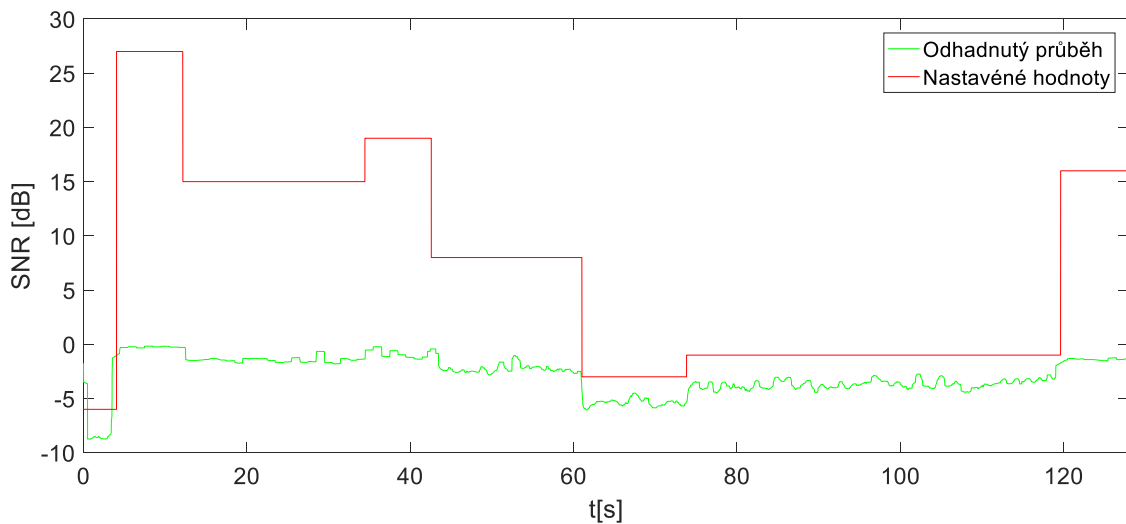
Obr. 6.12 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk db3, sym4, prahu MINIMAX a tvrdého prahování.

hodnotami za použití vlněk *db3*, *sym4*, prahu MINIMAX a tvrdého prahování. Pro toto nastavení jsou odhadnuté hodnoty blízké hodnotám nastaveným. Výraznější rozdíly je možné pozorovat při přechodech mezi různými hodnotami SNR. Je také možné vidět, že při tomto nastavení dochází k větším nepřesnostem při hodnotách nad 23 dB a od hodnoty -10 dB se rozdíl od nastavené hodnoty také začíná zvětšovat. Pro tato nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 0,61 dB.



Obr. 6.11 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk db1, sym2, empirického prahu a hyperbolického prahování.

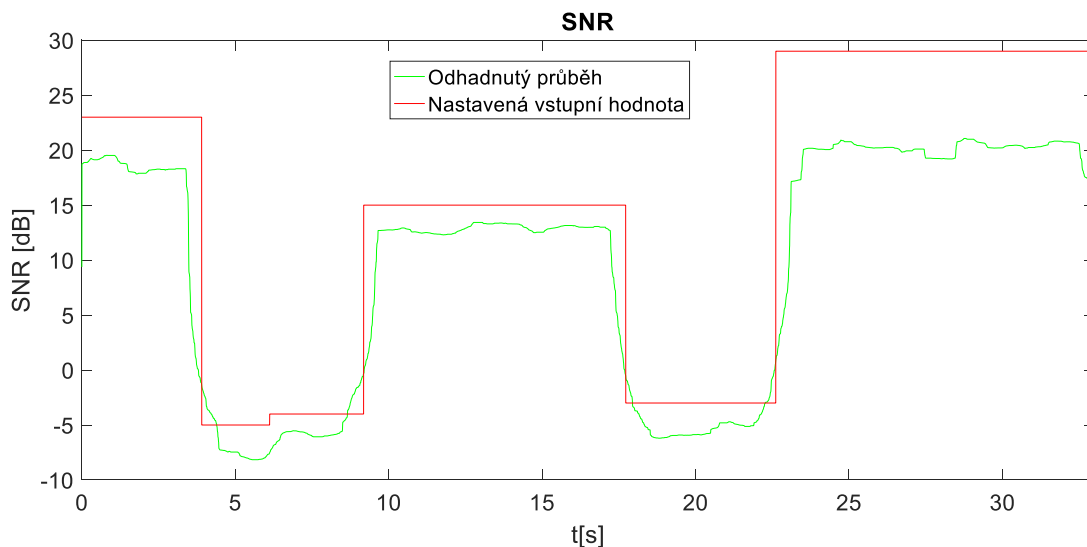
Na Obr. 6.12 je zobrazeno porovnání odhadnutých hodnot SNR s nastavenými hodnotami za použití vlnek *db1*, *sym2*, empirického prahu a hyperbolického prahování. Při těchto parametrech jsou odchylky od nastavených hodnot výraznější. K velkým odchylkám dochází od hodnot nad 20 dB a kolem 25 dB už nedošlo ani k zaznamenání změny v SNR. Pro tato nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 2,19 dB.



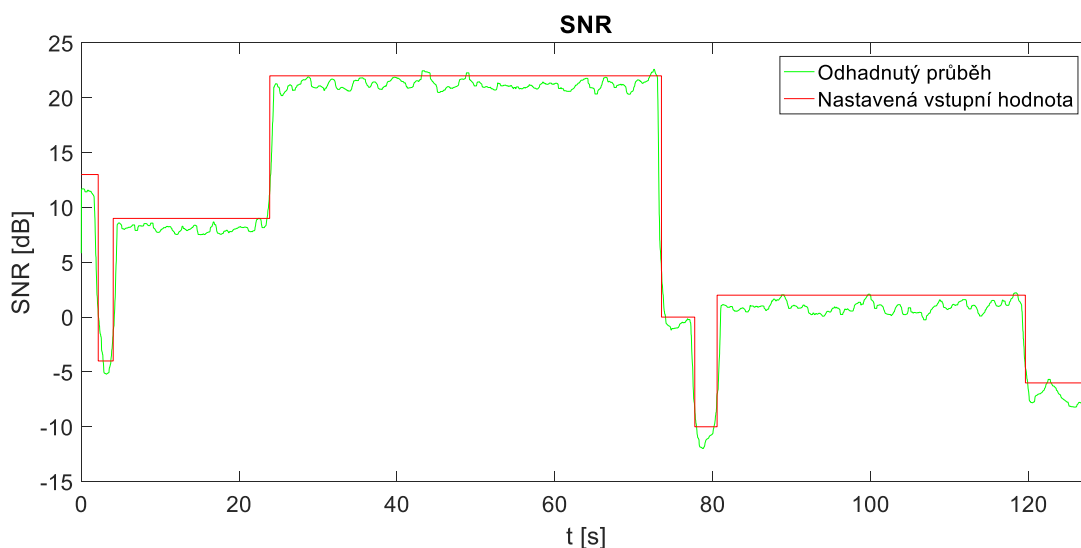
Obr. 6.13 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlnek *bior1.1*, *db3*, prahu SURE a garrotního prahování.

Na Obr. 6.13 je zobrazeno porovnání odhadnutých hodnot SNR s nastavenými hodnotami za použití vlnek *bior1.1*, *db3*, prahu SURE a garrotního prahování. Na první pohled je možné vidět, že při tomto nastavení parametrů odhad SNR selhává a odhadnuté hodnoty vůbec neodpovídají hodnotám nastaveným. Toto selhávání je způsobeno hlavně použitím garrotního prahování, při jehož použití s různou kombinací vlnek a prahů byly získány stejně špatné výsledky. Pro toto nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 6,7 dB.

Pro porovnání je na Obr. 6.14 zobrazen výsledek získaný při stejném nastavení vlnek a prahu, ale s měkkým prahování. Je vidět, že ani toto nastavení není úplně ideální, ale ve srovnání s výsledkem na Obr. 6.13 je mnohem lepší. Změny v odhadnutých hodnotách odpovídají změnám v hodnotách nastavených a odchylky od nastavených hodnot jsou velké až od hodnot kolem 20 dB a u hodnot pod 0 dB. Pro tato nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 3,39 dB.

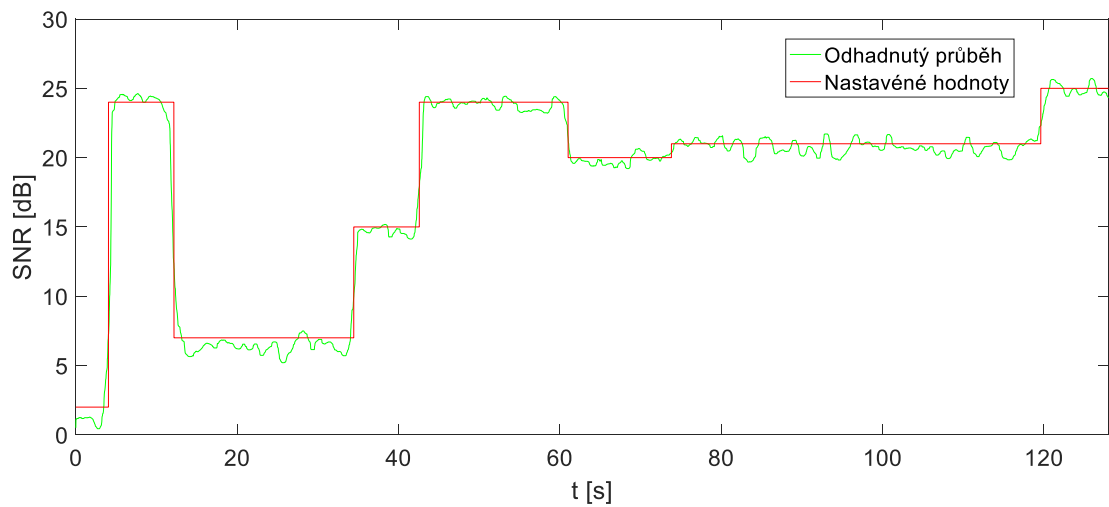


Obr. 6.14 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk *bior1.1*, *db3*, prahu SURE a měkké prahování.



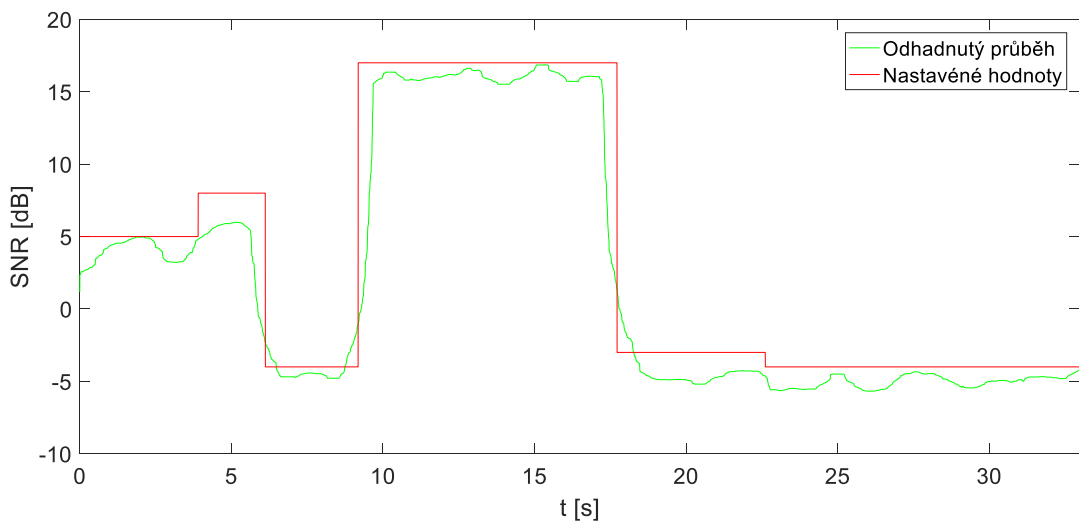
Obr. 6.15 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk *db4*, *db5*, prahu MINIMAX a hyperbolického prahování.

Na Obr. 6.15 je zobrazeno porovnání odhadnutých hodnot SNR s nastavenými hodnotami za použití vlněk *db4*, *db5*, prahu MINIMAX a hyperbolického prahování. Tato kombinace parametrů poskytuje dobré výsledky. Odhadnuté hodnoty odpovídají hodnotám nastaveným i pro hodnoty nad 20 dB a pod -5 dB kde u jiných kombinací parametrů docházelo k velkým odchylkám a ani při přechodech mezi různými hodnotami SNR nedochází k velkým odchylkám. Pro tato nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 1,02 dB.



Obr. 6.16 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk *db3, sym2*, prahu MINIMAX a tvrdého prahování.

Na Obr. 6.16 je zobrazeno porovnání odhadnutých hodnot SNR s nastavenými hodnotami za použití vlněk *db3, sym2*, prahu MINIMAX a tvrdého prahování. Odhadnuté hodnoty jsou velmi blízké hodnotám nastaveným a jediné více viditelné odchylky se projevují u hodnot pod -5 dB. Pro tato nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 0,55 dB.



Obr. 6.17 Srovnání nastavených a odhadnutých hodnot SNR za použití vlněk *sym20, rbio3.5*, univerzálního prahu a tvrdého prahování

Na Obr. 6.17 je zobrazeno porovnání odhadnutých hodnot SNR s nastavenými hodnotami za použití vlněk *sym20, rbio3.5*, empirického prahu a tvrdého prahování. Výsledek je viditelně horší než u předchozího příkladu na Obr. 6.16. Výrazné odchylky

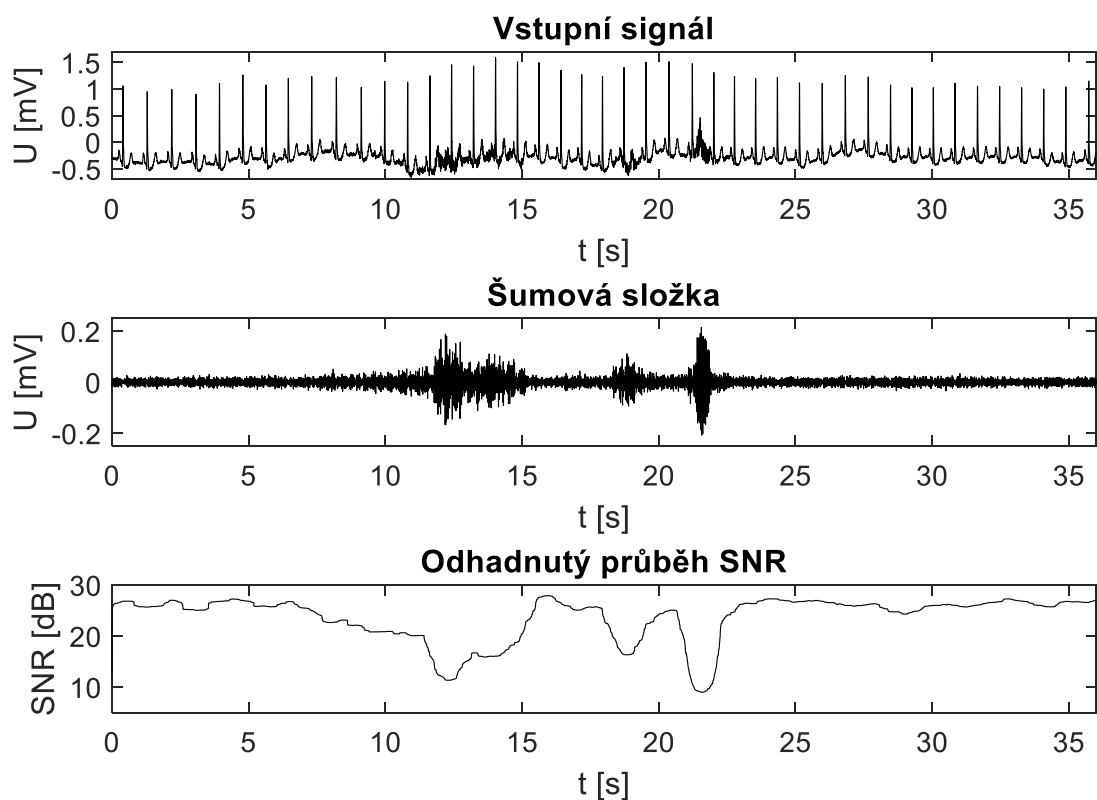
se neobjevují jenom u vysokých hodnot nad 20 dB jako v některých předchozích ukázkách, ale v celém rozmezí hodnot. Pro tato nastavení vyšla průměrná odchylka odhadnutých hodnot od hodnot nastavených 1,3 dB.

Z vyzkoušených kombinací poskytovalo nejlepší výsledky nastavení vlnek *db3*, *sym2*, prahu MINIMAX a tvrdého prahování, kde průměrná odchylka odhadnutých hodnot SNR od hodnot nastavených vyšla 0,55 dB. S těmito parametry bylo provedeno testování na reálných signálech, jehož výsledky jsou uvedeny dále. Kvůli velkému množství existujících typů vlnek nebylo možné otestovat všechny možné kombinace, proto je možné, že existuje ještě vhodnější nastavení, která by poskytovalo přesnější výsledky.

6.3 Testování na reálných datech

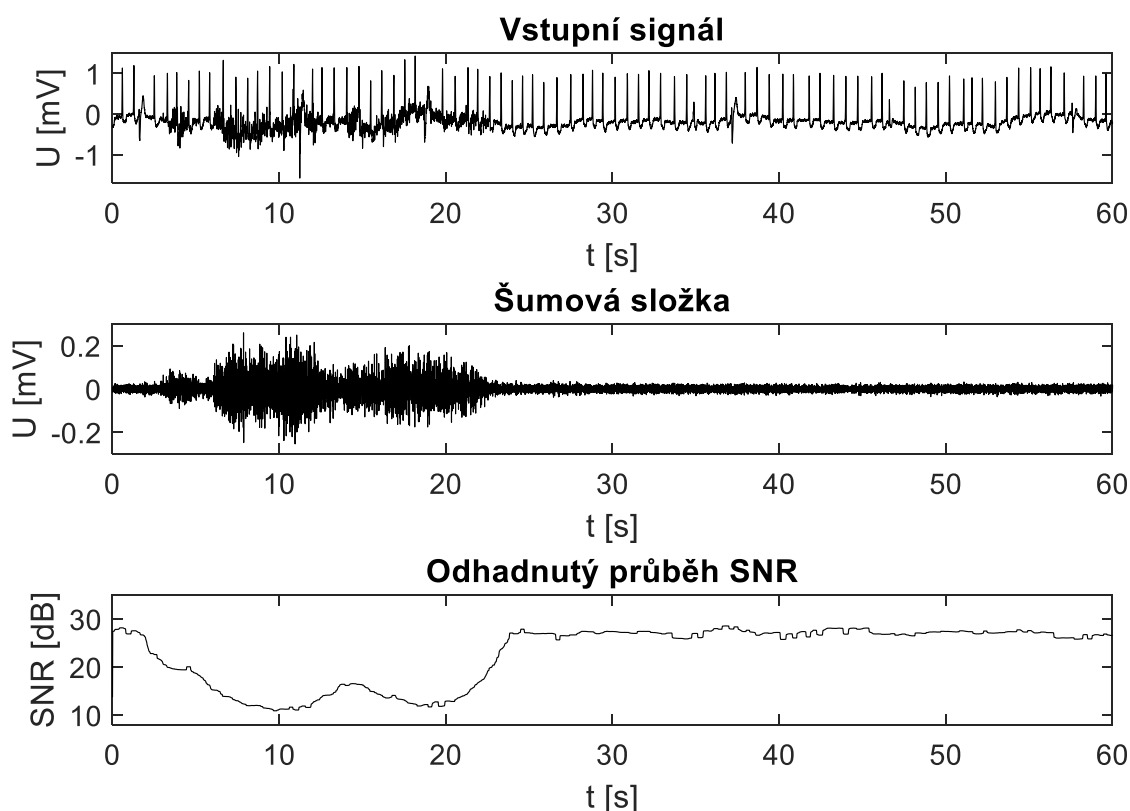
Data použitá k testování byla získána z MIT-BIH Arrhythmia Database [39], která byla první obecně dostupnou databází standardních testovacích materiálů pro hodnocení detektorů arytmií. Obsahuje dlouhodobé EKG záznamy získané v Arrhythmia Laboratory of Boston's Beth Israel Hospital. Záznamy zde obsažené, byly vybrány od 47 subjektů, které zahrnovali muže ve věku od 32 do 89 let a ženy ve věku od 23 do 89 let. Část signálů byla vybrána náhodně a část tak aby zahrnovala příklady ne příliš běžných, avšak klinicky významných typů arytmií.

Pro otestování funkčnosti na reálných datech bylo použito nastavení, které při testování na umělých datech poskytovalo nejlepší výsledky, a to vlnky *db3*, *sym2*, práh MINIMAX a tvrdé prahování. Vzorkovací frekvence signálů z databáze je 360 Hz. Na rozdíl od uměle vytvořených signálů dochází u reálných záznamů ke změnám v tepové frekvenci, což má vliv na výpočet směrodatné odchylky v plovoucím okně, které při měnící se tepové frekvenci může obsahovat různé počty QRS komplexů. Proto bylo potřeba nastavit delší okno, tak aby se snížil vliv počtu QRS komplexů v něm obsažených. U reálných záznamů nebylo možné provést srovnání s nastavenými vstupními hodnotami SNR, a proto jsou získané výsledky srovnávány se vstupním signálem a odhadnutou šumovou složkou.



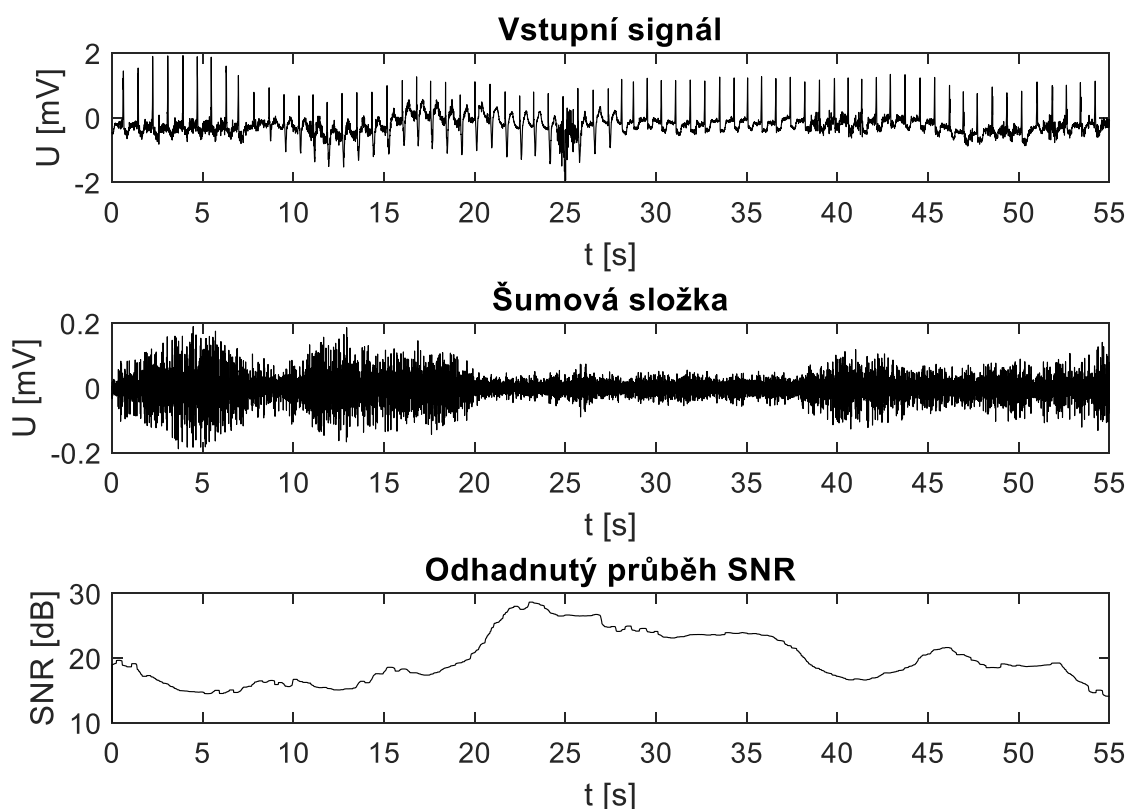
Obr. 6.18 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 101.

Na Obr. 6.18 je zobrazen výsledek po zpracování signálu 101. Je vidět, že ke změnám hodnot SNR dochází ve stejných místech, kde je možné na vstupním signálu vidět šum a tvar křivky kopíruje tvar odhadnuté šumové složky. V oblastech kde úroveň šumu blízká nule hodnoty SNR kolísají v malém rozmezí hodnot. U tohoto signálu nedocházelo k výrazným změnám tepové frekvence, takže křivka průběhu SNR je hladká a délka okna mohla zůstat nastavená na 1 s stejně jako u signálů umělých.



Obr. 6.19 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 210.

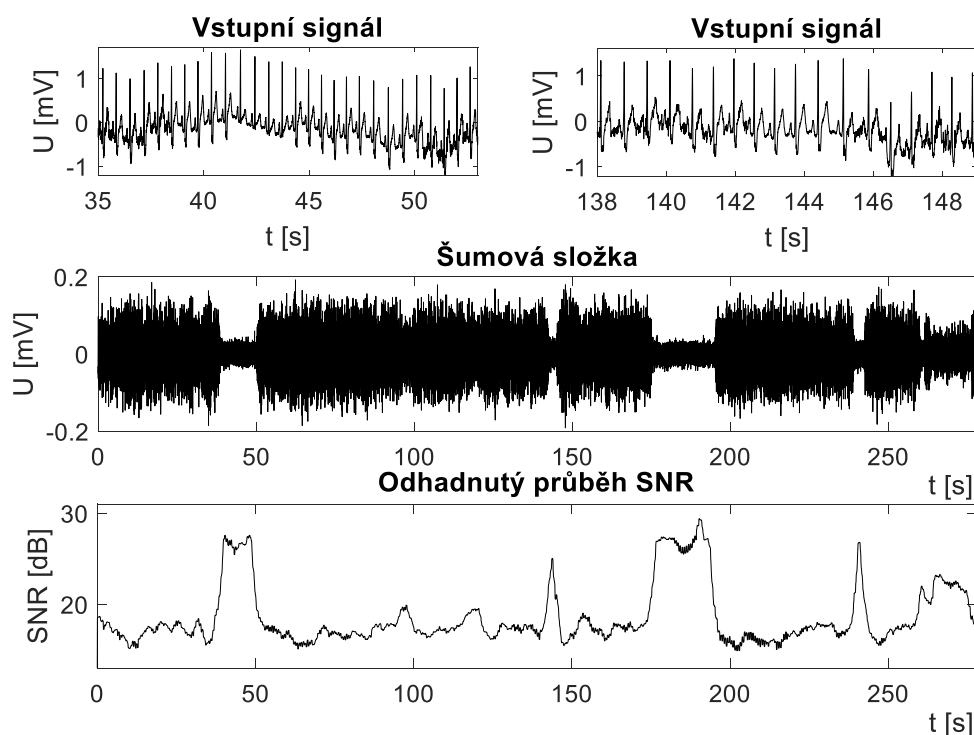
Na Obr. 6.19 je zobrazen výsledek po zpracování signálu 210. Je vidět, že ke změnám hodnot SNR dochází ve stejných místech, kde je možné na vstupním signálu vidět šum a tvar křivky kopíruje tvar odhadnuté šumové složky. V oblastech kde se šum nenachází hodnoty SNR kolísají v malém rozmezí hodnot. Na vstupním signálu je možné vidět, že dochází ke změnám tepové frekvence, což ovlivňuje výpočet směrodatné odchylky v průběhu odhadu kvality. Tento problém byl vyřešen tím, že bylo nastaveno delší okno, v němž byla směrodatná odchylka počítána, což omezilo vliv počtu QRS komplexů v rámci okna. Plovoucí okno bylo nastaveno na 3 s. Vliv nebylo možné omezit úplně, což je možné vidět na hodnotách SNR mezi třicátou a padesátou sekundou, kde jsou výraznější skokové artefakty.



Obr. 6.20 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 104.

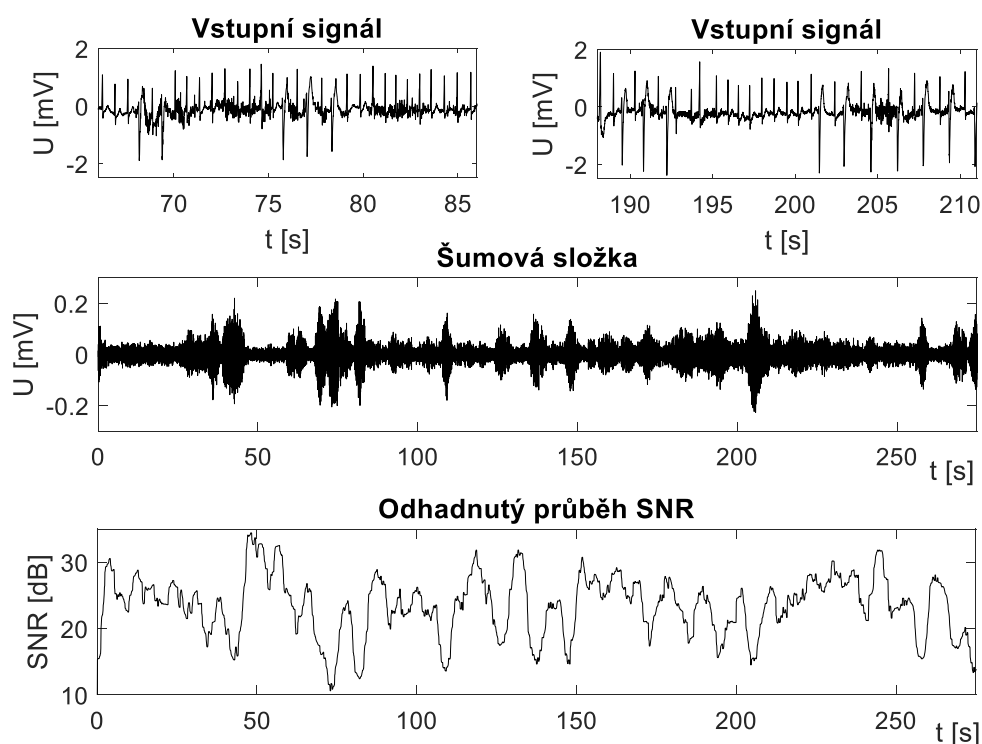
Na Obr. 6.20 je zobrazen výsledek po zpracování signálu 104. Stejně jako u předchozích příkladů je vidět, že ke změnám hodnot SNR dochází ve stejných místech, kde je možné na vstupním signálu vidět šum a tvar křivky kopíruje tvar odhadnuté šumové složky. I u tohoto záznamu docházelo ke změnám tepové frekvence. Pro všechny signály bylo ponecháno nastavení plovoucího okna na 3 s, protože tato délka poskytovala pro nejlepší výsledky v rámci testovaných signálů. Artefakty, které zůstaly i po prodloužení plovoucího okna způsobují pouze malé odchylky a neovlivňují tak významně výslednou křivku průběhu SNR.

Uvedené příklady byly ukázány na kratších částech záznamů, aby bylo možné vidět souvislost se zarušením ve vstupním signálu s odhadnutou šumovou složkou a následně odhadnutým průběhem SNR. Dále je uvedeno několik příkladů na delších úsecích záznamu, aby bylo vidět, že i pro větší množství dat metoda funguje.



Obr. 6.21 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 212.

Na Obr. 6.21 jsou zobrazeny výsledky po zpracování signálu 212. Protože se u Obr. 6.21 jedná o dlouhý časový úsek, jsou místo celého záznamu EKG, ve kterém by při tolika datech nebylo možné vidět žádné změny v množství šumu, zobrazeny 2 kratší úseky, ve kterých podle šumové složky a odhadnutých hodnot SNR dochází ke změnám v množství šumu. První úsek, vlevo nahoře, je přiblížením oblasti mezi 35. a 53. sekundou vstupního signálu, kde je možné jak u odhadnuté šumové složky, tak u odhadnutých hodnot SNR pozorovat změny. Přestože intenzita šumu v této oblasti není příliš velká, je možné i ve vstupním signálu pozorovat její změnu. Stejně je tomu také u obrázku vpravo nahoře, který zobrazuje přiblížení oblasti mezi 138. a 149. sekundou vstupního signálu, kde je stejně jako u odhadnuté šumové složky a odhadnutých hodnot SNR možné pozorovat úbytek a následný nárůst šumu. Na odhadnutém průběhu SNR je možné vidět, že docela přesně kopíruje tvar odhadnuté šumové složky.



Obr. 6.22 Srovnání vstupního signálu, odhadnuté šumové složky a odhadnutého průběhu SNR u části záznamu 200.

Na Obr. 6.22 je zobrazen výsledek po zpracování úseku signálu 200. Opět se jedná o delší časový úsek, a proto jsou místo celého vstupního signálu zobrazeny dva výřezy ukazující místa kde jak v šumové složce, tak v odhadnutých hodnotách EKG dochází ke změnám. První úsek, vlevo nahoře, ukazuje úsek mezi 68. až 88. sekundou vstupního signálu. Je možné pozorovat, že v této oblasti dochází ke změnám množství šumu stejně jak je to možné pozorovat na odhadnuté šumové složce v této oblasti a na změnách v odhadnutých hodnotách SNR. Druhý zobrazený úsek, vpravo nahoře, zobrazuje úsek mezi 188. až 211. sekundou vstupního signálu. Stejně jako u prvního úseku je i zde možné pozorovat změny v množství přítomného šumu, které korespondují se změnami, které je možné pozorovat v odhadnuté šumové složce a odhadnutých hodnotách SNR.

6.4 Srovnání výsledků pro umělá a reálná data

Srovnání výsledků získaných pro umělá a reálná data ukazuje, že implementovaná metoda podává lepší výsledky pro data umělá. U umělých dat je také jednodušší určit účinnost metody díky srovnání s hodnotami SNR nastavenými ve vstupním signálu. Díky tomu mohla být testováním zvolena co nejoptimálnější kombinace nastavovaných parametrů, se kterými byla následně testována reálná data. Pro jednotlivá testovaná nastavení vlnek pro v blocích SWT1 a SWT2, zvoleného prahu a typu prahování byla pro 100 různých signálů vypočítána průměrná odchylka odhadnutých hodnot SNR od hodnot nastavených na vstupu. Kombinace parametrů s nejnižší výslednou hodnotou průměrné odchylky byla zvolena jako nejoptimálnější. Touto kombinací jsou vlnky db3 v bloku SWT1, sym2 v bloku SWT2, práh MINIMAX a tvrdé prahování, u kterého průměrná odchylka vyšla 0,55 dB.

U reálných dat bylo nutné posuzovat úspěšnost pouze srovnáním se vstupním signálem a odhadnutou šumovou složkou. Další problém představuje proměnlivá tepová frekvence reálných dat, která může způsobit větší množství QRS komplexů v rámci posuvného okna nebo také vynechání jednoho nebo i více QRS komplexů. Tento problém byl vyřešen prodloužením plovoucího okna na 3 s, což snížilo vliv variability počtu v něm obsažených QRS komplexů. Přestože toto prodloužení nevedlo k úplnému odstranění artefaktů souvisejících s variabilitou tepové frekvence, poskytuje plovoucí okno o délce 3 s nejlepší výsledky a zbylé artefakty jsou tak malé, že výrazně neovlivňují křivku odhadnutého průběhu SNR.

Je možné říct, že testování bylo úspěšné jak u umělých dat, tak u reálných. Odhad SNR u umělých dat téměř odpovídá nastaveným vstupním hodnotám. U reálných dat nemůžeme výsledek srovnat se zadanými hodnotami, ale z obrázků je vidět, že změny v odhadnutých hodnotách SNR odpovídají změnám v hodnotách šumu.

7 NAVRŽENÁ METODA SEGMENTACE

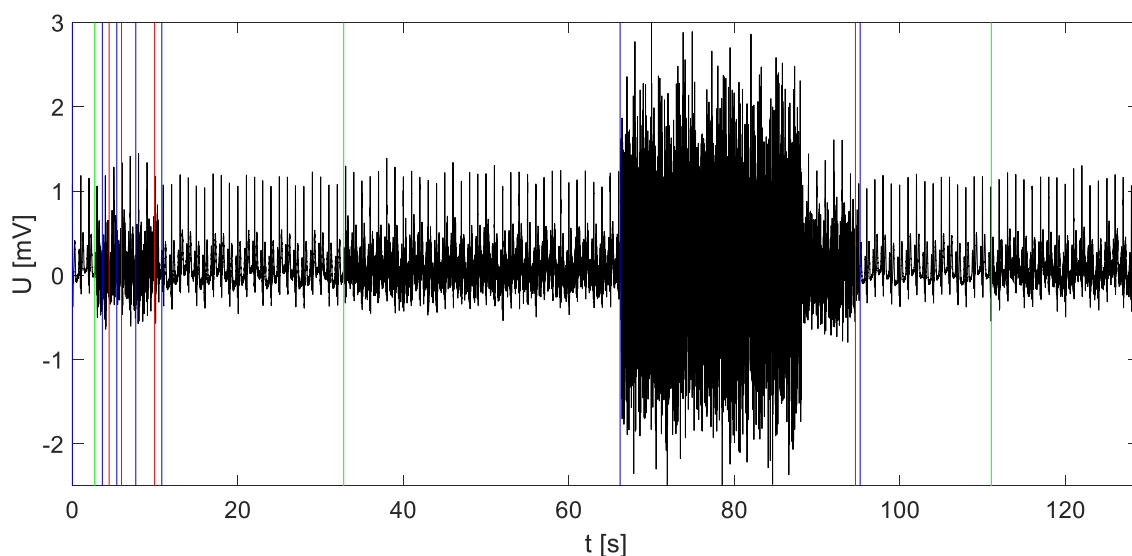
Jako základ pro segmentaci signálu EKG, byly zvoleny hodnoty SNR získané pomocí metody uvedené v předchozí kapitole. Byly zvoleny 3 kategorie kvality S1, S2 a S3. Do kategorie S1 spadají úseky signálu s vysokou kvalitou, na kterých je možná provést kompletní analýzu záznamu EKG. Do kategorie S2 spadají úseky signálu s větším zašuměním, u kterých už nejsou všechny úseky signálu EKG přesně viditelné, ale pořád je možné detekovat R-vlny, z jejichž pozic je možné následně určit tepovou frekvenci. Do kategorie S3 spadají signály s takovým množstvím šumu, který znemožňuje spolehlivou detekci R-vln.

Hranice jednotlivých segmentů byly zvoleny pomocí hodnocení úspěšnosti detekce R-vln na uměle vygenerovaných signálech. Nejdříve byly detekovány R-vlny u nezarušeného signálu a následně u stejného signálu s nastaveným množstvím šumu. Použitý detektor byl převzatý z [40]. Úspěšnost detekce byla určena za použití algoritmu [41], který byl upraven pro umělá data. Pro dolní hranici kategorie S1 byla zvolena hodnota SNR, při které byla úspěšnost detekce ještě 100 % a pro spodní hranici segmentu S2 byla zvolena hodnota SNR, při které byla úspěšnost detekce ještě 99,5 %. Tímto způsobem byla pro dolní hranici kategorie S1 určeno hodnota SNR 16 dB a pro dolní hranici segmentu S2 hodnota SNR 3 dB. Tyto hodnoty byly určeny pro umělé signály a je možné, že pro signály reálné, bude potřeba hodnoty hranic pozměnit. Jednotlivé kroky navržené metody jsou popsány v následující podkapitole na výstupech získaných zpracováním umělých signálů.

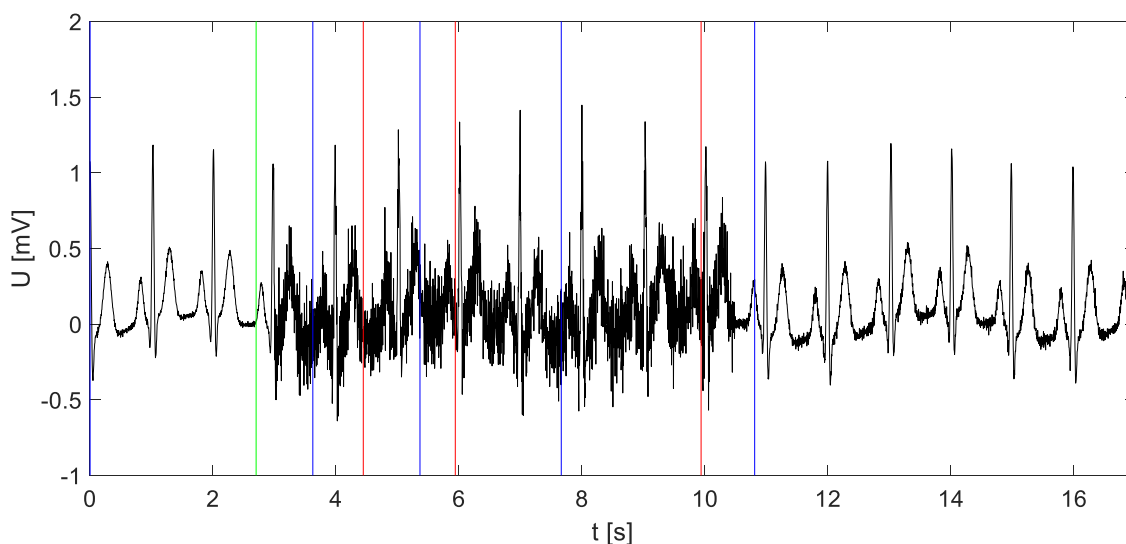
7.1 Testování na umělých datech

Prvním krokem segmentace je přiřazení hodnotám SNR odhadnutým ze zarušeného signálu hodnoty 1-3 podle zvolených hranic. Takto jsou vytvořeny prvotní segmenty.

Na Obr. 7.1 je vidět výsledek první segmentace vzniklý přiřazením hodnot 1-3 odhadnutým hodnotám SNR, čímž vznikne nová křivka průběhu kvality. Na základě této křivky jsou do vstupního signálu zakresleny konce jednotlivých segmentů v místech, kde dochází ke změně kvality. Červená označuje konec segmentu S3, modrá konec segmentu S2 a zelená konec segmentu S1. Je možné vidět, že tímto způsobem vznikne velké množství krátkých segmentů, které nejsou nijak užitečné při následné analýze EKG signálu. Tyto velmi krátké úseky vznikají v místech, kde odhadnuté hodnoty SNR kmitají kolem nastavené hranice nebo při velmi krátké výrazné změně kvality signálu. Na takto získané segmenty je aplikován první cyklus podmínek tak aby byly nejkratší úseky přiřazeny k některému z okolních segmentů podle jejich kvality



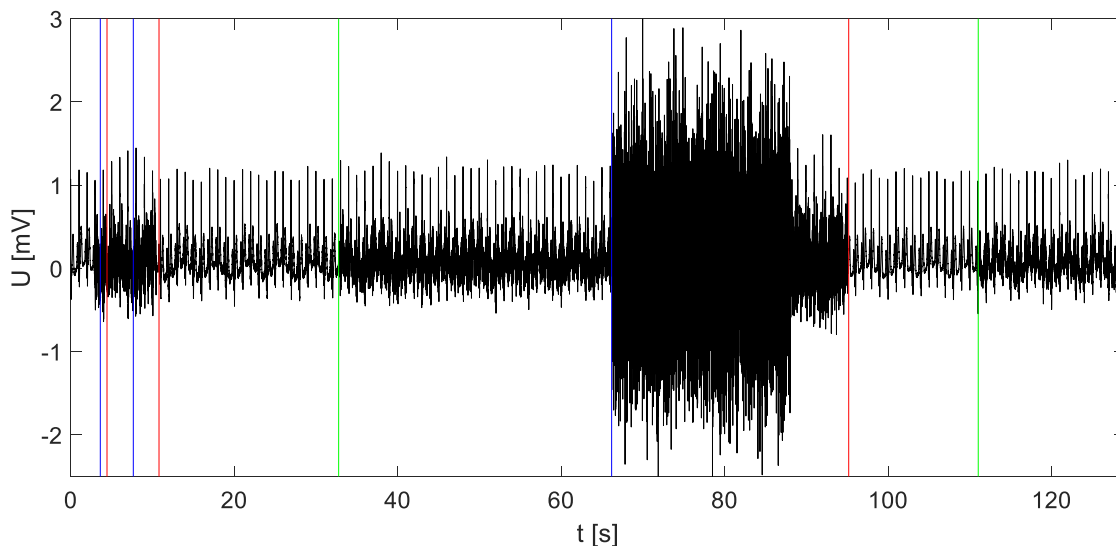
Obr. 7.1 Segmenty vzniklé po přiřazení odhadnutým hodnotám SNR hodnoty 1-3 podle zvolených hranic.



Obr. 7.2 Přiblížení úseku signálu na Obr. 7.1 obsahujícím řadu velmi krátkých úseků.

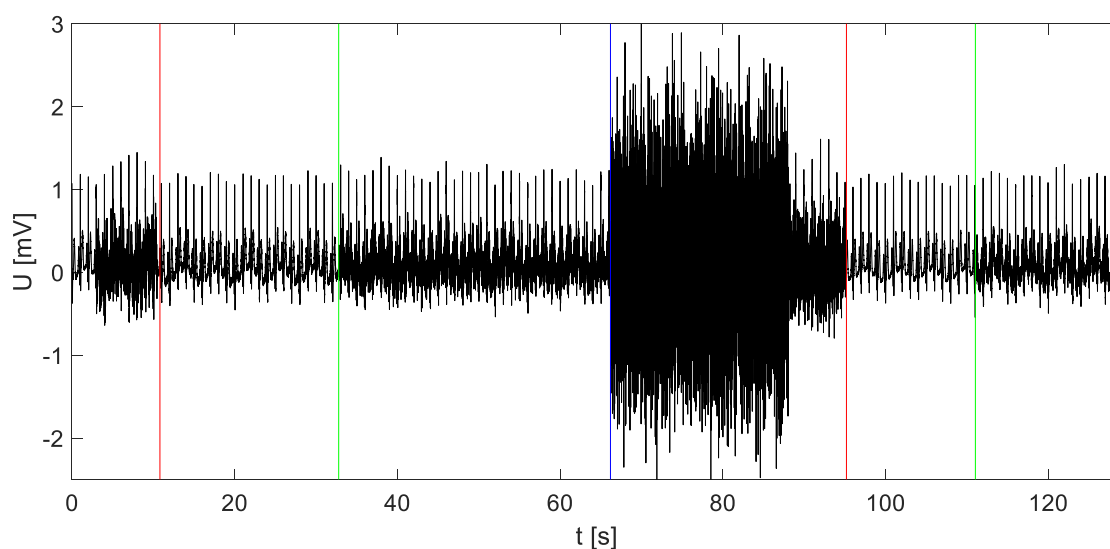
Na Obr. 7.2 je zobrazeno přiblížení úseku ze začátku signálu na Obr. 7.1 obsahujícího velmi krátké segmenty. Je možné vidět, že v rámci těchto krátkých segmentů nedochází k viditelným změnám množství přítomného šumu a že se nejspíš jedná o úsek jehož odhadnuté hodnoty SNR kmitají kolem hranice mezi kvalitou S2 a S3. V dalším kroku této metody jsou nastaveny podmínky, které mimo jiné řeší i tento problém, jak je možné vidět na Obr. 7.3. který zobrazuje výsledek tohoto kroku.

V prvním cyklu podmínek je nastaven limit délky segmentů, na které budou podmínky aplikovány na 4 s, aby se nejdříve upravily ty nejkratší segmenty. Při aplikaci podmínek, jsou kontrolovány hodnoty kvality před i za upravovaným segmentem, tak aby mu mohla být přiřazena co nejvhodnější kategorie kvality. Bylo nastaveno množství podmínek, tak aby byly co nejlépe ošetřeny všechny situace, které by mohly nastat. Podmínky jsou obecně nastaveny tak, aby lepší segmenty byly přiřazovány k horším a ne naopak, protože přiřazení horšího segmentu do lepší kategorie, by snížilo celkovou kvalitu nově vzniklého segmentu. Pro krátké segmenty spadající do kategorie kvality S3 platí jiné podmínky než pro zbylé dvě kategorie. Tyto segmenty nemění svou hodnotu a zůstává jim hodnota 3, protože jejich přiřazení k některému z okolních segmentů by zhoršilo jeho kvalitu.



Obr. 7.3 Výsledek segmentace po aplikaci prvního cyklu podmínek.

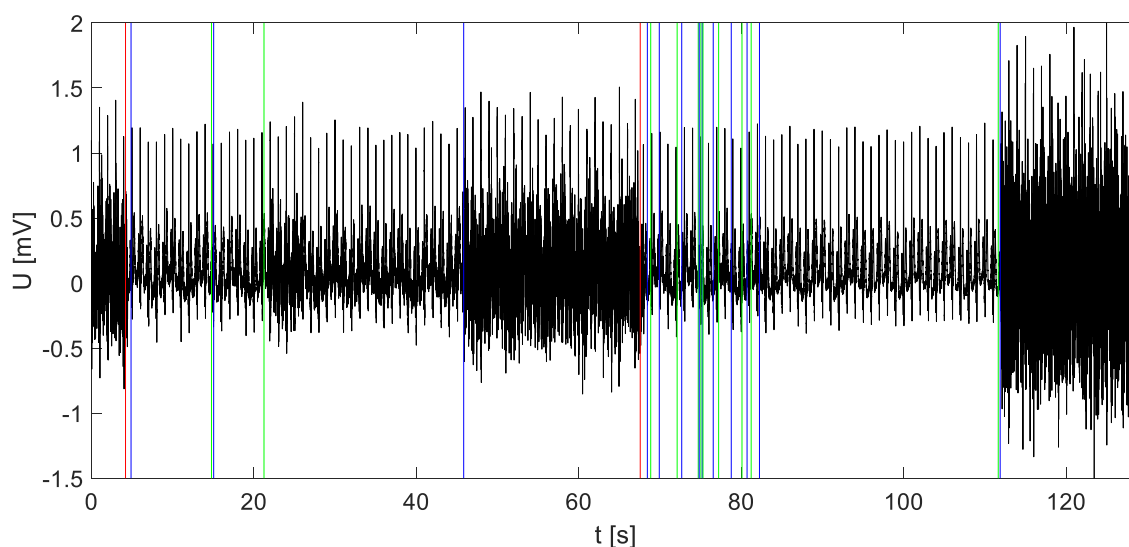
Na Obr. 7.3 je zobrazen výsledek po aplikaci prvního cyklu podmínek. Je možné vidět, že ve srovnání s Obr. 7.1 a 7.2 vymizely velmi krátké segmenty. Zůstalo zde pár kratších segmentů, které budou zpracovány podmínkami v dalším cyklu. Většina hranic segmentů na pohled odpovídá místům, kde v signálu dochází ke změně v množství obsaženého šumu. Na segmenty, které jsou výsledkem prvního cyklu podmínek je aplikován druhý cyklus, který obsahuje stejné podmínky jako cyklus první, pouze podmínka délky upravovaného segmentu je nastavena na 7 s. Tato délka byla zvolena, protože 7 s záznam už může mít určitou vypovídající hodnotu. Za druhým cyklem podmínek je ještě jeden kratší cyklus, který ošetřuje situace, které při testování předchozím dvěma cykly unikaly. Tento poslední cyklus obsahuje například kontrolu průměrné hodnoty SNR v jednotlivých segmentech, tak aby se zamezilo přidání horších segmentů k lepším.



Obr. 7.4 Konečný výsledek segmentace po aplikaci všech cyklů podmínek.

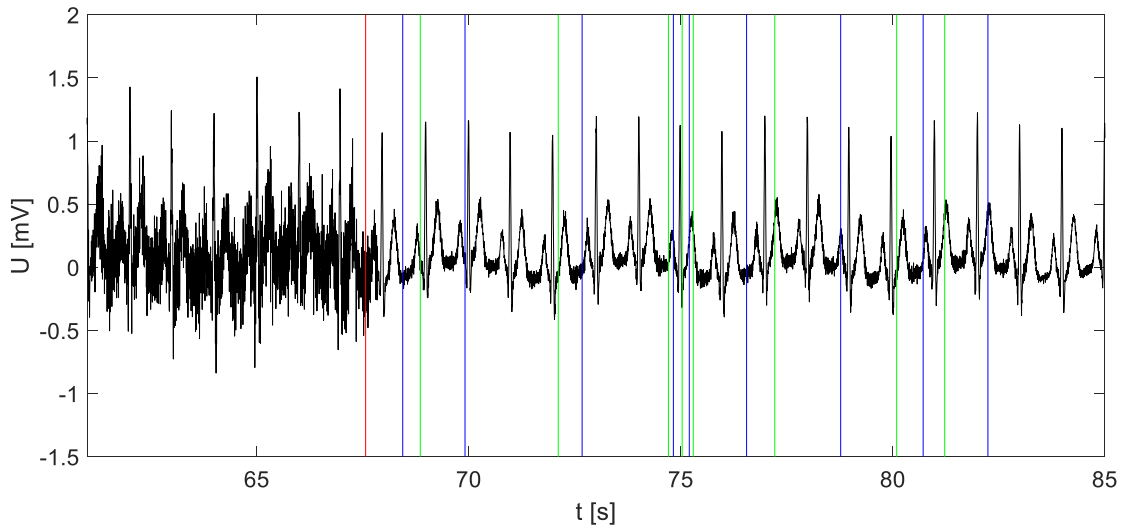
Na Obr. 7.4 je zobrazen konečný výstup segmentace. Je vidět, že krátký lepší segment na začátku signálu, byl přiřazen do horší kategorie, protože byl příliš krátký na to, aby měl vypovídající hodnotu. Všechny krátké segmenty byly eliminovány a jednotlivé hranice segmentů se opět nachází v místech, kde je viditelná změna množství obsaženého šumu ve vstupním signálu.

Na následujících obrázcích je uvedeno několik dalších výsledků segmentace umělých dat s uvedením některých podmínek, které byly na daný signál aplikovány.

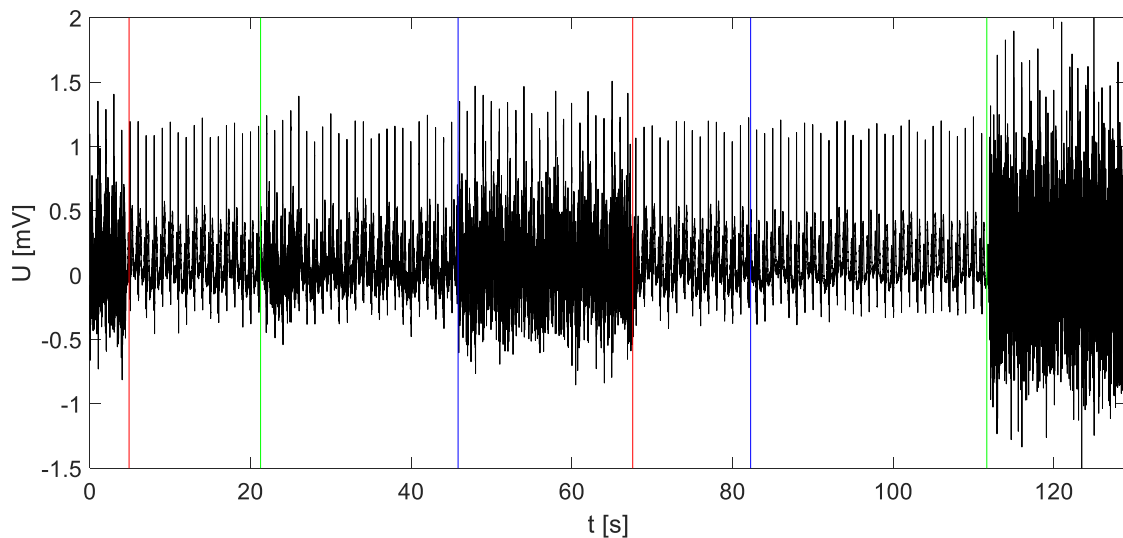


Obr. 7.5 Segmenty vzniklé po přiřazení hodnotám SNR hodnoty 1-3 podle zvolených hranic.

Na Obr. 7.5 je zobrazen výsledek segmentování pouze na základě hodnot SNR. Opět zde vzniklo velké množství segmentů, tak krátkých, že některé čáry znázorňující konce segmentů téměř splývají. Přiblížení úseku s velkým množstvím krátkých segmentů je zobrazeno na Obr. 7.6. na tomto obrázku je opět možné pozorovat, že v rámci těchto krátkých úseků nedochází k viditelným změnám množství přítomného šumu a že se tedy jedná o nevhodnou segmentaci na kterou je potřeba aplikovat nastavené segmentační podmínky.



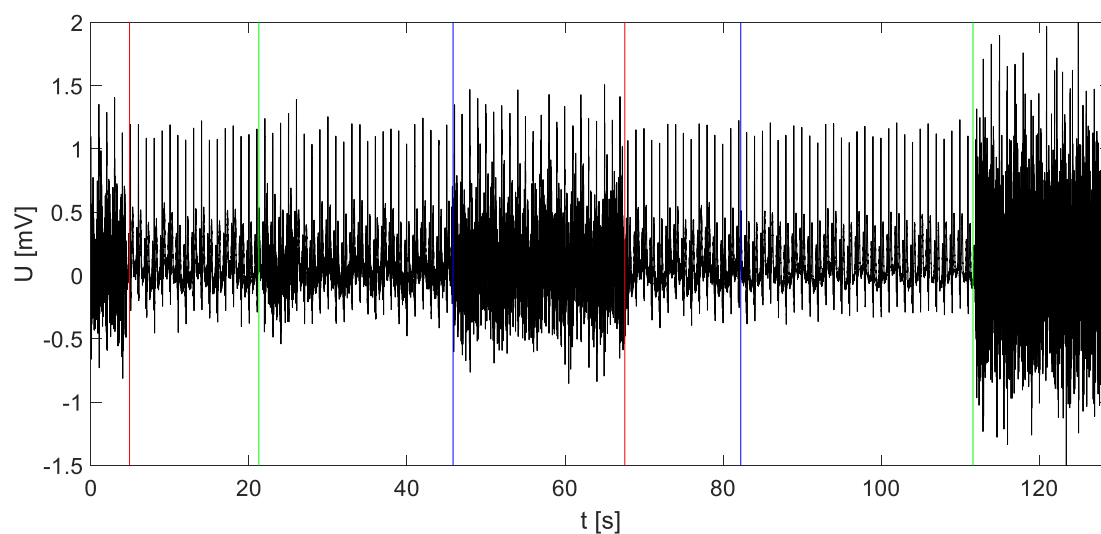
Obr. 7.6 Přiblížení úseku signálu z Obr. 7.5 obsahující množství krátkých segmentů.



Obr. 7.7 Výsledek segmentace po aplikaci prvního cyklu podmínek.

Na Obr. 7.7 jsou zobrazeny segmenty vzniklé po použití prvního cyklu podmínek upravujícího segmenty kratší než 4 s. Všechny krátké segmenty viditelné na Obr. 7.5 a 7.6 byly díky podmínkám implementovaným v prvním cyklu úspěšně přiřazeny

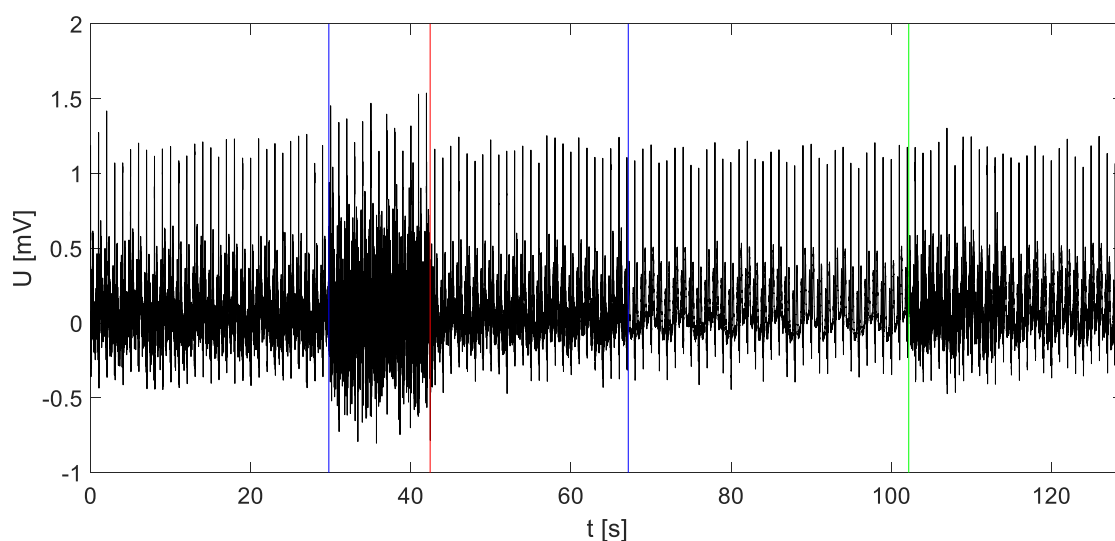
k okolním segmentům. Většina vyznačených hranic segmentů odpovídá místům, kde je v signálu viditelná změna množství šumu.



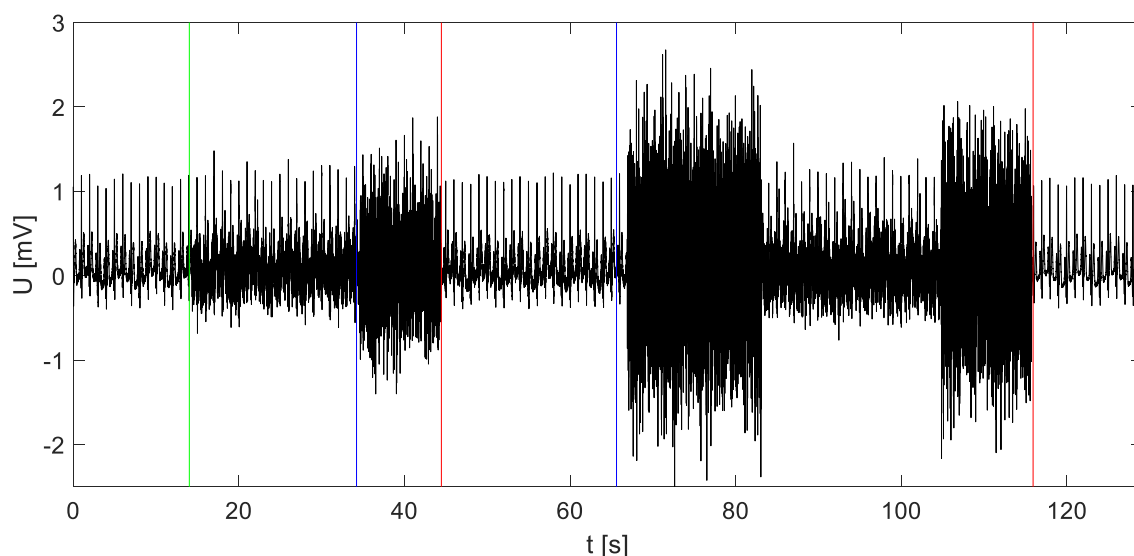
Obr. 7.8 Výsledná segmentace signálu.

Na Obr. 7.8 je zobrazena výsledná segmentace signálu. Je vidět, že ve srovnání s výsledkem po aplikaci prvního cyklu podmínek nedošlo k žádné změně v segmentech a že všechny špatně označené krátké segmenty byly kratší než 4 s a pro jejich správné zařazení stačila aplikace prvního cyklu podmínek.

Na následujících obrázcích jsou zobrazeny další výsledky testování metody na umělých datech. U těchto ukávek jsou zobrazeny pouze konečné výsledky segmentace bez jednotlivých mezikroků.



Obr. 7.9 Výsledná segmentace umělého signálu.



Obr. 7.10 Výsledná segmentace umělého signálu.

Na Obr. 7.9 a 7.10 jsou uvedeny další výsledky segmentace uměle vytvořených signálů. V obou případech byla segmentace úspěšná a ve většině případů hranice segmentům odpovídají místům, kde v signálu dochází ke změně množství šumu. U signálu na Obr. 7.10 končí jeden segment o něco dříve, než začíná úsek s jiným množstvím šumu. Tato chyba zahrnuje necelou sekundu signálu, čímž její vliv na celkovou kvalitu segmentace není příliš velký. Tento rozdíl mohl být nejspíše způsoben nepřesným odhadem SNR v této oblasti. Ostatní segmenty jsou ohraničeny velmi přesně a tak je možné tuto segmentaci považovat za úspěšnou.

Úspěšnost segmentace byla testována pomocí koincidenční matice. Průběhu nastavených vstupních hodnot SNR byly přiřazeny hodnoty 1-3 stejně jako v prvním kroku a takto získaný nový průběh byl porovnáván s průběhem, který je výstupem posledního kroku segmentace. Výsledky porovnávání byly zapisovány do matice, kde na diagonále jsou počty případů, kdy se v obou průbězích nacházely na stejné pozici stejné hodnoty a mimo diagonálu jsou počty případů, kdy se hodnoty na stejné pozici lišily. Z této tabulky bylo následně vypočítáno procento úspěšnosti, kde jako počet úspěšných případů byl brán součet prvků na diagonále. Průměrná úspěšnost spočítána ze 100 uměle vytvořených signálů vyšla 93,6 %. Chyba 6,4 % byla způsobena těmi podmínkami segmentace, které přiřazují krátké kvalitnější segmenty k horším segmentům. Maximální úspěšnost pro některé signály dosáhla až 99,8 %. Nejvýraznější odchylky od 100 % byly v případě signálů, které obsahovaly dlouhé úseky s hodnotami SNR kmitajícími kolem hranice, tyto případy pak ovlivnili průměrnou dosaženou úspěšnost.

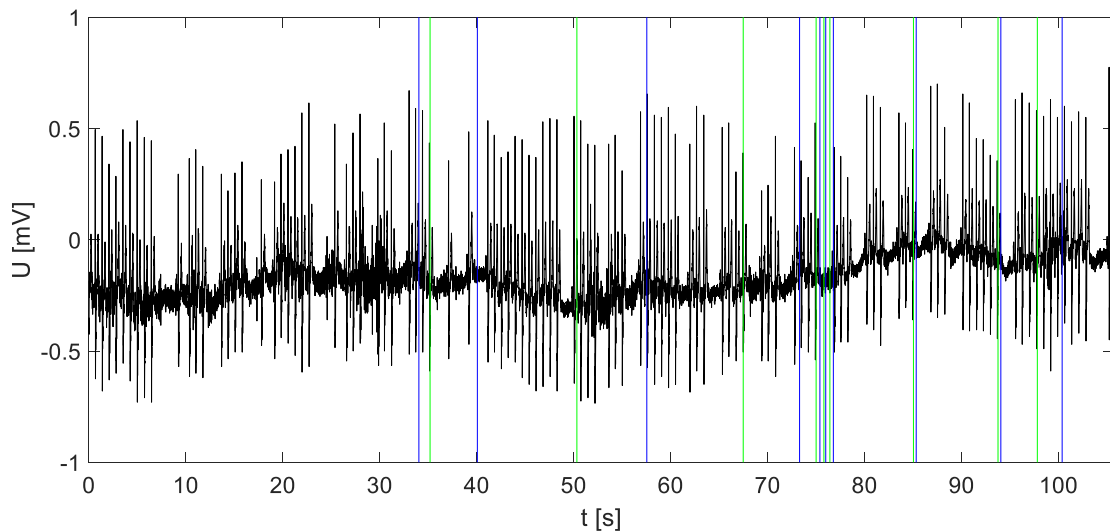
V následující podkapitole jsou uvedeny výsledky testování metody na reálných záznamech.

7.2 Testování na reálných datech

Data použitá k testování byla získána z MIT-BIH Arrhythmia Database zmiňované v kapitole 6.

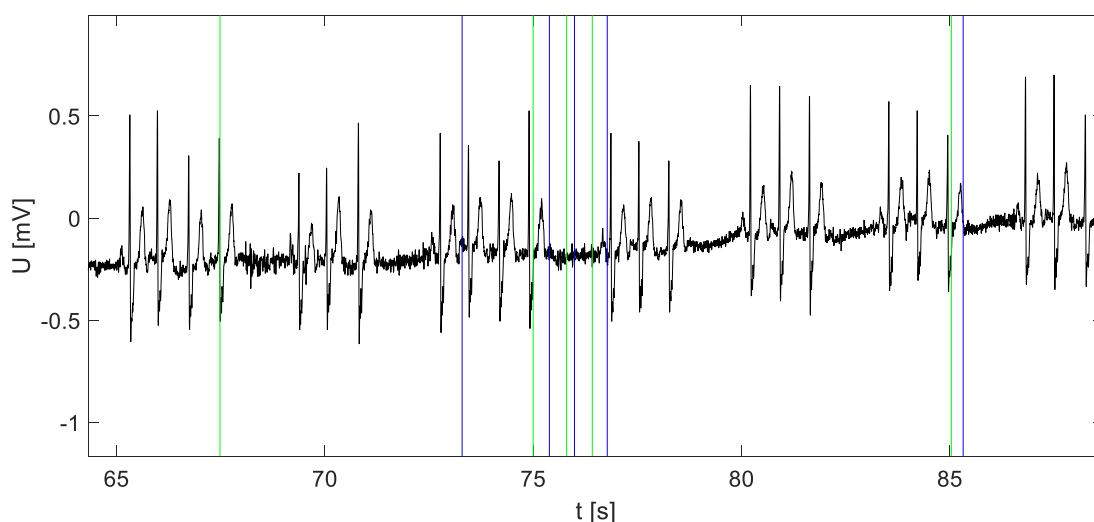
Pro reálné záznamy byly hranice segmentů zvýšeny o 2 dB. Dolní hranice kvality S1 byla nastavena na 18 dB a dolní hranice kvality S2 na 5 dB. Hodnota hranic byla zvýšena kvůli tomu, že odhad hodnoty SNR u reálných signálů nemusí být tak přesný jak u signálů umělých, které jsou pravidelné, a proto u testování segmentace reálných signálů s nižšími prahy vedlo k přiřazení kvality S1 signálům, které neodpovídaly kvalitě S1 u signálů umělých.

Na následujících obrázcích je zobrazena segmentace reálného signálu včetně mezivýsledků.



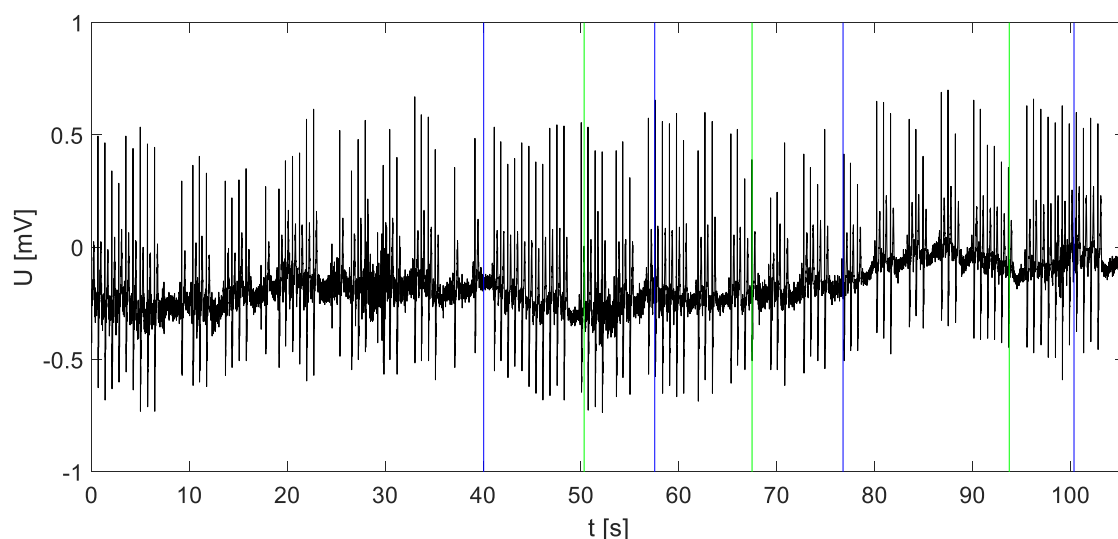
Obr. 7.11 Segmenty vzniklé po přiřazení hodnot 1-3 hodnotám SNR odhadnutým na úseku signálu 232.

Na Obr. 7.11 je jsou vyznačeny segmenty určené pouze na základě odhadnutého průběhu hodnot SNR signálu 323. Na tomto obrázku jsou vyznačeny pouze kvality S1 a S2. Je zde opět velké množství krátkých segmentů jejichž hranice nejsou místy rozeznatelné. Některé z hranic jsou si tak blízké, že spojením zelené a modré hranice je místy vidět tyrkysová. Aby bylo možné vidět, zda v oblastech s krátkými segmenty opravu dochází k viditelným změnám množství šumu nebo se jedná o místa, kde odhadnuté hodnoty SNR kmitají kolem hranice, je na Obr. 7.12 zobrazeno přiblížení jedné oblasti s rychle se střídajícími segmenty.



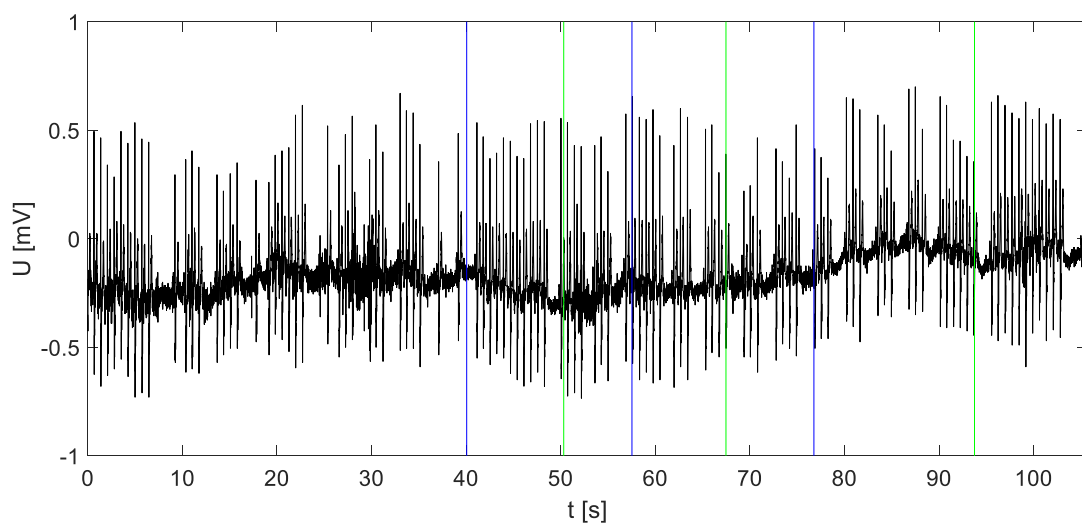
Obr. 7.12 Přiblížení úseku signálu 232 z Obr. 7.11 obsahující velmi krátké segmenty.

Na Obr. 7.12 je vidět, že v oblasti velmi krátkých segmentů nedochází k viditelným změnám množství šumu ve vstupním signálu. Je tedy pravděpodobné, že tyto změny kvality jsou způsobeny kmitáním odhadnutých hodnot SNR kolem hranice mezi kvalitou S1 a S2.



Obr. 7.13 Výsledek segmentace úseku signálu 232 po aplikaci prvního cyklu podmínek.

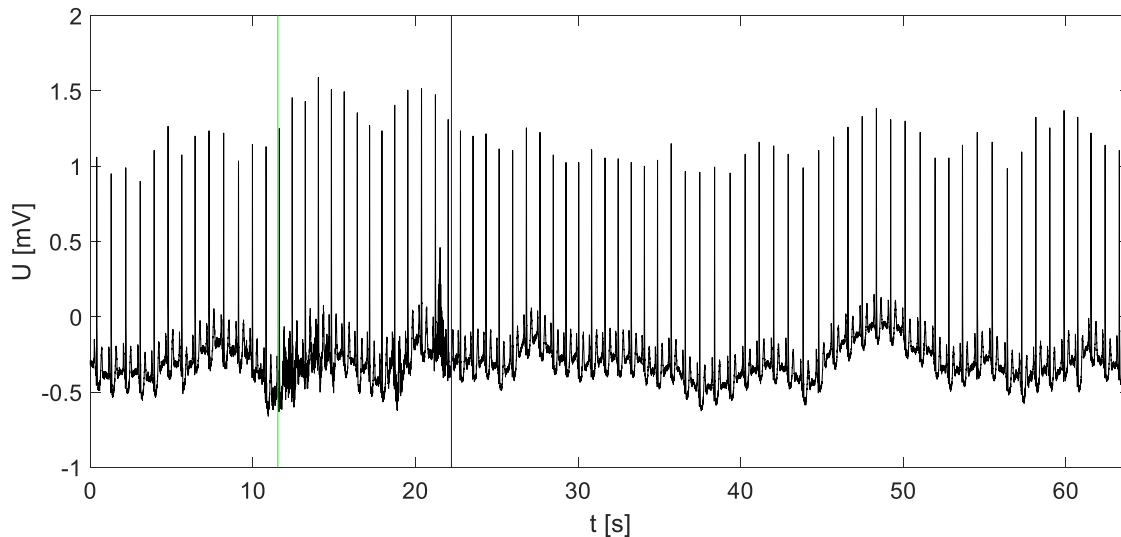
Na Obr. 7.13 je vidět, že velmi krátké segmenty byly eliminovány přiřazením k okolním segmentům. Změny v množství šumu mezi jednotlivými segmenty nejsou tak velké jak u segmentů v umělých signálech, ale je možné vidět, že se úroveň šumu v segmentech s různou kvalitou liší.



Obr. 7.14 Výsledek segmentace úseku signálu 232.

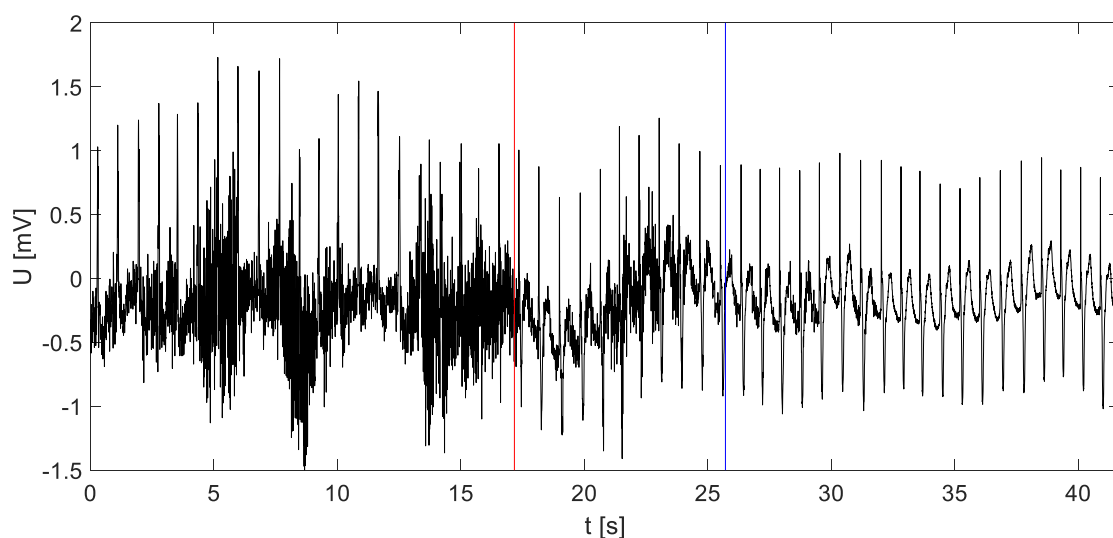
Na Obr. 7.14 je zobrazena výsledná segmentace úseku signálu 232. Všechny výsledné segmenty jsou viditelně delší než 7 s a je možné vidět, že množství šumu v segmentech v kategorii S2 je vyšší než u segmentů v kategorii S1.

Na následujících obrázcích jsou zobrazeny konečné výsledky segmentace některých reálných signálů použitých při testování metody.



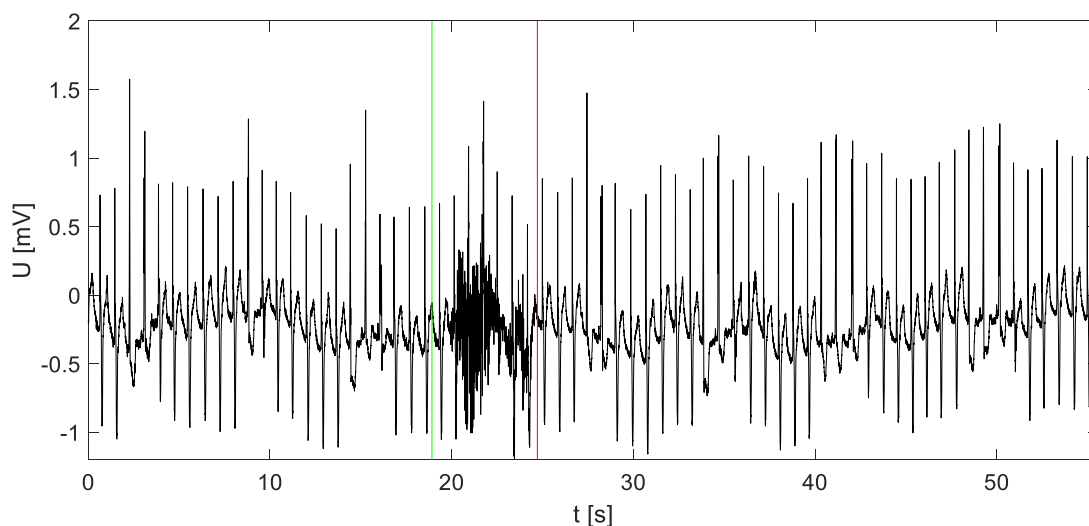
Obr. 7.15 Výsledek segmentace úseku signálu 101.

Zpracovávaný úsek signálu 101 zobrazený na Obr. 7.15 byl velmi dobrý a je rozdělený pouze na 3 segmenty s kvalitami S1 a S2. Přestože v tomto signálu je přítomno jenom malé množství šumu, je možné vidět, že segment s kvalitou S2 obsahuje větší množství šumu než okolní segmenty s kvalitou S1.



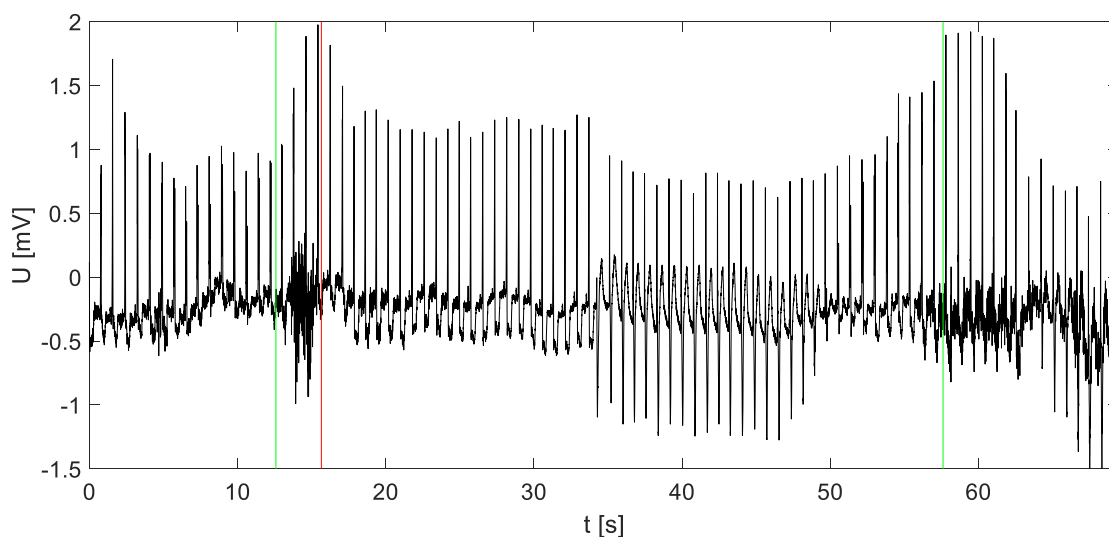
Obr. 7.17 Výsledek segmentace úseku signálu 104.

Na úseku signálu 104, jehož výsledná segmentace je zobrazena na Obr. 7.16 je možné dobře pozorovat změny v množství šumu mezi kvalitami S1, S2 a S3. Je možné vidět, že segment s přiřazenou kvalitou S3 obsahuje dva kratší úseky s menším množstvím šumu, které byly do této kvality zařazeny kvůli své krátké délce, a protože sousedí se signálem s vysokými hodnotami šumu z obou stran.



Obr. 7.16 Výsledek segmentace úseku signálu 104

Na Obr. 7.17 je zobrazen výsledek segmentace dalšího úseku signálu 104. Na tomto obrázku je vidět segment, který je kratší než 7 s, ale není přiřazený k žádnému z okolních segmentů. Tento výsledek je ukázkou funkce pravidla pro krátké segmenty s kvalitou S3, které mohou zůstat samostatně i kratší než nastavených 7 s. Je to proto, že nekvalitní segmenty nechceme připojovat ke kvalitnějším segmentům okolním a tím snížit jejich kvalitu.



Obr. 7.18 Výsledek segmentace úseku signálu 210.

Poslední ukázkou funkčnosti metody segmentace na reálných datech je Obr. 7.18. Zde je zobrazen výsledek segmentace úseku signálu 210. Na tomto signálu je možné opět vidět krátký úsek kvality S3, který nebyl díky nastaveným pravidlům přidán k okolním kvalitním segmentům. I zde odpovídají zakreslené hranice segmentů místům, kde dochází k viditelným změnám množství přítomného šumu.

7.3 Srovnání výsledků pro umělá a reálná data

Hranice pro mezi kvalitami byly určeny pomocí detekce R-vln a výpočtu úspěšnosti této detekce. Pro umělá data byly hranice nastaveny na hodnoty 3 dB a 16 dB. Pro hodnocení úspěšnosti segmentace umělých dat byla použita koincidenční matice, kde byla porovnávána segmentace nastavených a odhadnutých hodnot SNR. Pro 100 nesegmentovaných signálů bylo dosaženo průměrné úspěšnosti 93,5 %. U jednotlivých signálů bylo dosaženo úspěšnosti až 99,8 %. U výpočtu průměrné hodnoty úspěšnosti snižují výslednou hodnotu ty signály, které obsahují dlouhé úseky s hodnotami SNR kmitajícími kolem hranice kvality nebo velké množství krátkých úseků, které jsou implementovanými pravidly přiřazovány do horší kvality. Tato odchylka by mohla být snížena dalším vylepšením metody odhadu kvality. Úspěšnost 93,5 % je možné považovat za velmi dobrou a z tohoto výsledku je možné zhodnotit implementovaná pravidla segmentace jako vhodně nastavená.

Hranice mezi kvalitami u reálných dat byly nastaveny vyšší než u dat umělých. Testováním se ukázalo, že hranice nastavené pro umělá data propouští do nejlepšího segmentu i úseku s výraznějším šumem. To může být způsobeno tím, že odhad kvality u reálných dat je méně přesný než u dat umělých. Proto byly použité hranice přenastaveny

na 5 dB a 18 dB. Při testování na umělých datech nemohla být určena úspěšnost segmentace výpočtem. Výsledky segmentace byly proto hodnoceny vizuálně. Hranice výsledných segmentů odpovídají místům, kde dochází ve vstupním signálu ke změně v množství šumu a nedochází k přiřazování segmentů s nižší kvalitou k segmentům s kvalitou vyšší. Z výsledků je možné zhodnotit, že metoda je úspěšná i při použití na reálných záznamech.

8 ZÁVĚR

Tato diplomová práce se zabývá segmentací signálů EKG na základě jejich kvality. V úvodí části je stručně popsána funkční anatomie srdce a jeho elektrická aktivita. Dále je zde uveden vznik signálu EKG, nejběžnější způsob jeho snímání, původ jednotlivých úseků křivky EKG a jejich diagnostický význam. Jsou zde také popsány typy rušení, které se mohou v záznamech EKG vyskytovat. Součástí teoretické části bylo také nastudování existujících metod pro odhad kvality signálu EKG a existující přístupy k jejich segmentaci, z nichž některé jsou zde popsány.

Praktická část se zabývá implementací metody pro odhad kvality signálu EKG a metody pro segmentaci na základě této odhadnuté kvality. Jako ukazatel kvality byl zvolen výpočet hodnot SNR. Zvolená metoda odhadu kvality je založená na wienerovské vlnkové filtraci, která umožňuje odhad šumové složky vstupního signálu. Po odečtení šumové složky od vstupního signálu je možné vypočítat hodnoty SNR. Všechny výpočty v rámci této metody jsou prováděny v plovoucím okně dlouhém 1 s.

Metoda odhadu kvality byla nejdříve otestována na umělých datech. Vstupem byly uměle generovaná signály s různě dlouhými úseky s náhodně nastavenými hodnotami SNR. V implementované metodě, je několik parametrů, které byly v rámci testování měněny tak, aby byla nalezena co nejoptimálnější kombinace poskytující co nejpřesnější výsledky. Jednalo se o typy vlnek používaných pro rozklad vstupního signálu, výpočet prahové hodnoty a způsobu prahování. Díky přesně nastaveným hodnotám SNR na vstupu, bylo možné porovnávat úspěšnost jednotlivých nastavení implementované metody srovnáním odhadnutých hodnot s nastavenými. Z vyzkoušených kombinací poskytovalo nejlepší výsledky nastavení vlnek *db3*, *sym2*, prahu MINIMAX a tvrdého prahování, kde průměrná odchylka odhadnutých hodnot SNR od hodnot nastavených vyšla 0,55 dB. S tímto nastavením byla metoda otestována na reálných záznamech získaných z databáze arytmií MIT-BIH.

U reálných záznamů komplikovala proměnlivá tepová frekvence správnost odhadu hodnot SNR. Tento problém byl vyřešen prodloužením plovoucího okna na 3 s, což snížilo vliv variability počtu v něm obsažených QRS komplexů. Přestože toto prodloužení nevedlo k úplnému odstranění artefaktů souvisejících s variabilitou tepové frekvence, poskytuje plovoucí okno o délce 3 s nejlepší výsledky a zbylé artefakty jsou tak malé, že výrazně neovlivňují křivku odhadnutého průběhu SNR. U reálných dat byla úspěšnost posuzována srovnáním odhadnutých hodnot SNR se vstupním signálem a odhadnutou šumovou složkou. U všech testovaných signálů odpovídala odhadnutá šumová složka změnám šumu přítomného ve vstupním signálu a průběh odhadnutých hodnot SNR odpovídal průběhu odhadnuté šumové složky. Změny SNR odpovídaly

i postupným změnám v množství přítomného šumu stejně dobře jako skokovým změnám v uměle vytvořených signálech.

Z výsledků testování je možné usoudit, že implementovaná metoda je úspěšná při použití jak na umělých, tak na reálných datech.

Druhá část praktické části této práce se zabývá implementací metody segmentace signálu na základě odhadnutých hodnot SNR získaných pomocí metody odhadu kvality. Pro segmentaci byly zvoleny tři skupiny kvality S1, S2, S3. S1 je skupina s nejvyšší kvalitou, S2 je skupina se zhoršenou kvalitou, při které je stále možné úspěšně detekovat QRS komplexy a z nich následně určit tepovou frekvenci a S3 je skupina s velkou šumovou složkou, kde už není možné ani spolehlivě detekovat komplexy QRS. Hranice jednotlivých kvalit byly určeny pomocí určení úspěšnosti detekce R-vln v umělých signálech s různě nastavenými hodnotami SNR. Pro hranici mezi kvalitami S1 a S2 byla zvolena hodnota SNR 16 dB, při které byla úspěšnost detekce QRS komplexů ještě 100 %, pro hranici mezi kvalitami S2 a S3 byla zvolena hodnota SNR 3 dB, při které byla úspěšnost detekce ještě 99,5 %.

Pro segmentaci bylo vytvořeno několik cyklů pravidel, podle kterých je signál rozdělován do úseků nejenom na základě jejich přiřazení do skupiny S1-S3, ale také na základě jejich délky a hodnot v okolních segmentech, aby se předešlo například vytvoření příliš krátkých segmentů S1, které by navzdory dobré kvalitě neměly žádnou vypovídající hodnotu. První cyklus je pro úpravu nejkratších segmentů a zpracovává úseky kratší než 4 s. Druhý cyklus je nastaven tak aby upravoval úseky kratší než 7 s a zpracovává tak všechny krátké segmenty, které zbyly po aplikaci prvního cyklu podmínek. Poslední kratší cyklus slouží ke kontrole průměrné hodnoty SNR v jednotlivých segmentech bez ohledu na jejich délku, tak aby odpovídala přiřazené kvalitě a upravuje segmenty, které nebyly zachyceny podmínkami prvních dvou cyklů.

Pro hodnocení úspěšnosti segmentace umělých dat byla použita koincidenční matice. Ta byla vytvořena srovnáním výsledků na základě nastavených a odhadnutých hodnot SNR. Pro 100 nesegmentovaných signálů bylo dosaženo průměrné úspěšnosti 93,5 %. U jednotlivých signálů bylo dosaženo úspěšnosti až 99,8 %. Výslednou průměrnou hodnotu úspěšnosti snižují ty signály, které obsahují dlouhé úseky s hodnotami SNR kmitajícími kolem hranice kvality nebo velké množství krátkých úseků, které jsou implementovanými pravidly přiřazovány do horší kvality. Tato odchylka by mohla být snížena dalším vylepšením metody odhadu kvality. Úspěšnost 93,5 % je možné považovat za velmi dobrý výsledek, který ukazuje na vhodně zvolené podmínky segmentace.

Hranice mezi kvalitami u reálných dat byly nastaveny vyšší než u dat umělých. Testováním se ukázalo, že hranice nastavené pro umělá data propouští do nejlepšího segmentu i úseku s výraznějším šumem. To může být způsobeno tím, že odhad kvality

u reálných dat je méně přesný než u dat umělých. Proto byly použité hranice přenastaveny na 5 dB a 18 dB. Tyto hodnoty mohou být přenastaveny podle potřeb a toho co očekáváme od výstupu metody a jak kvalitní signál požadujeme v jednotlivých kategoriích. Výsledky testování segmentace reálných signálů byly hodnoceny vizuálně. Hranice výsledných segmentů odpovídají místům, kde dochází ve vstupním signálu ke změně v množství šumu a nedochází k přiřazování segmentů s nižší kvalitou k segmentům s kvalitou vyšší. Metoda neselhává ani v případě, že celý signál spadá do jedné kategorie kvality.

Z výsledků získaných při testování na umělých i reálných datech je možné označit implementaci metody segmentace jako úspěšnou.

Implementované metody odhadu kvality signálu EKG a jeho segmentace, by mohly být užitečné při hodnocení dlouhodobých záznamů EKG. V těchto záznamech, které obsahují velké množství dat, se vyskytuje mnoho míst s nízkou kvalitou signálu způsobenou pohybem pacienta, či špatným umístěním elektrod. Použitím metod odhadu kvality a následné segmentace se mohou nepoužitelné signály označit nebo odstranit a následná analýza se provede již jenom na signálech s požadovanou kvalitou.

9 LITERATURA

- [1] DYLEVSKÝ, Ivan. *Základy funkční anatomie člověka*. Praha: Manus, 2007. ISBN 978-80-86571-00-3.
- [2] TROJAN, Stanislav. *Lékařská fyziologie*. Vyd. 4., přeprac. a dopl. Praha: Grada, 2003. ISBN 80-247-0512-5.
- [3] HOLIBKOVÁ, Alžběta a Stanislav LAICHMAN. *Přehled anatomie člověka*. 5. vyd. Olomouc: Univerzita Palackého v Olomouci, 2010. ISBN 978-80-244-2615-0.
- [4] GANONG, William F. *Přehled lékařské fyziologie: dvacáté vydání*. Praha: Galén, c2005. ISBN 80-726-2311-7.
- [5] HONZÍKOVÁ, Nataša a Petr HONZÍK. *Biologie člověka* [online]. Brno: VUT Brno, 2003 [cit. 2017-12-18].
- [6] ROZMAN, Jiří. *Elektronické přístroje v lékařství*. Praha: Academia, 2006. Česká matice technická (Academia). ISBN 80-200-1308-3.
- [7] HAMPTON, John R. *EKG stručně, jasně, přehledně*. Vyd. 2., rozš. Praha: Grada, 1996. ISBN 80-247-0960-0.
- [8] AKAY, M. *Wiley encyclopedia of biomedical engineering*. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience, 2006. ISBN 978-0-471-74042-1.
- [9] HRAZDIRA, Ivo a Vojtěch MORNSTEIN. *Lékařská biofyzika a přístrojová technika*. Brno: Neptun, 2001. ISBN 80-902-8961-4.
- [10] KOZUMPLÍK, J. *Analýza biologických signálů*. Elektronická skripta FEKT VUT v Brně
- [11] ŁĘSKI, Jacek M. a Norbert HENZEL. ECG baseline wander and powerline interference reduction using nonlinear filter bank. *Signal Processing*. 2005, **85**(4), 781-793. DOI: 10.1016/j.sigpro.2004.12.001. ISSN 01651684. Dostupné také z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0165168404003251>

[12] BARHATTE, Alka S., Rajesh GHONGADE a Sachin V. TEKALE. Noise analysis of ECG signal using fast ICA. *2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP)*. IEEE, 2016, 118-122. DOI: 10.1109/CASP.2016.7746149. ISBN 978-1-5090-0849-0. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7746149/>

[13] SUCHETHA, M. a N. KUMARAVEL. Empirical mode decomposition based filtering techniques for power line interference reduction in electrocardiogram using various adaptive structures and subtraction methods. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2013, **8**(6), 575-585. DOI: 10.1016/j.bspc.2013.05.001. ISSN 17468094. Dostupné také z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1746809413000694>

[14] VINZIO MAGGIO, Ana Cecilia, Mara PAULA, Eric LACIAR a Pedro DAVID. Quantification of Ventricular Repolarization Dispersion Using Digital Processing of the Surface ECG. *Advances in Electrocardiograms - Methods and Analysis*. InTech, 2012, 2012-01-25. DOI: 10.5772/23050. ISBN 978-953-307-923-3

[15] WANG, J.Y. A new method for evaluating ECG signal quality for multi-lead arrhythmia analysis. *Computers in Cardiology*. IEEE, 2002, 85-88. DOI: 10.1109/CIC.2002.1166713. ISBN 0-7803-7735-4. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1166713/>

[16] 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*. 2001, **48**(5), 513-521. DOI: 10.1109/10.918590. ISSN 00189294. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/918590/>

[17] IRAVANI, S. a L. TUNG. A novel algorithm for cardiac biosignal filtering based on filtered residue method. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2002, **49**(11), 1310 - 1317. DOI: 10.1109/TBME.2002.804589. ISBN 10.1109/TBME.2002.804589. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1046939/>

[18] CHIARUGI, F., V. SAKKALIS, D. EMMANOUILIDOU, T. KRONTIRIS, M. VARANINI a I. TOLLIS. Adaptive threshold QRS detector with best channel selection based on a noise rating system. *2007 Computers in Cardiology*. IEEE, 2007, 157-160. DOI: 10.1109/CIC.2007.4745445. ISBN 978-1-4244-2533-4. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4745445/>

- [19] ORPHANIDOU, Christina, *at all.* Signal Quality Indices for the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: Derivation and Applications to Wireless Monitoring. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2014,1-1. DOI: 10.1109/JBHI.2014.2338351. ISSN 2168-2194. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6862843/>
- [20] ORPHANIDOU, Christina, Timothy BONNICI, David VALLANCE, Alexander DARRELL, Peter CHARLTON a Lionel TARASSENKO. *A method for assessing the reliability of heart rates obtained from ambulatory ECG*. IEEE, 2012, 2012, 193-196. DOI: 10.1109/BIBE.2012.6399672. ISBN 978-1-4673-4358-9. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6399672/>
- [21] BARHATTE, Alka S., Rajesh GHONGADE a Sachin V. TEKALE. Noise analysis of ECG signal using fast ICA. *2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP)*. IEEE, 2016, 2016, 118-122. DOI: 10.1109/CASP.2016.7746149. ISBN 978-1-5090-0849-0. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7746149/>
- [22] PHEGADE, Mrinal a P. MUKHERJI. ICA based ECG signal denoising. *2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*. IEEE, 2013, 1675-1680. DOI: 10.1109/ICACCI.2013.6637433. ISBN 978-1-4673-6217-7. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6637433/>
- [23] CHAWLA, M.P.S. PCA and ICA processing methods for removal of artifacts and noise in electrocardiograms: A survey and comparison. *Applied Soft Computing*. 2011, 11(2), 2216-2226. DOI: 10.1016/j.asoc.2010.08.001. ISSN 15684946. Dostupné také z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1568494610002036>
- [24] HE, Taigang, G. CLIFFORD, L. TARASSENKO, (2005). Application of ICA in Removing Artefacts from the ECG. *Neural Computing and Applications*, 2016, 15(2),
- [25] GHOLINEZHADASNEFESTANI, Shima, *at all.* Assessment of quality of ECG for accurate estimation of Heart Rate Variability in newborns. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, 2015, s. 5863-5866. DOI: 10.1109/EMBC.2015.7319725. ISBN 978-1-4244-9271-8. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7319725/>

- [26] JOHANNESSEN, Lars a Lorian GALEOTTI. Automatic ECG quality scoring methodology: mimicking human annotators. *Physiological Measurement*. 2012, **33**(9), 1479-1489. DOI: 10.1088/0967-3334/33/9/1479. ISSN 0967-3334.
- [27] PAOLETTI, Matteo a Carlo MARCHESI. Discovering dangerous patterns in long-term ambulatory ECG recordings using a fast QRS detection algorithm and explorative data analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2006, **82**(1), 20-30. DOI: 10.1016/j.cmpb.2006.01.005. ISSN 01692607.
- [28] BAZHYNA, A., I.I. CHRISTOV, A. GOTCHEV, I.K. DASKALOV a K. EGI AZARIAN. Powerline interference suppression in high-resolution ECG. *Computers in Cardiology, 2003*. IEEE, (30), 561-564. DOI: 10.1109/CIC.2003.1291217. ISBN 0-7803-8170-X. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1291217/>
- [29] VAGLIO, M, L. ISOLA, G. GATES and F. BADILINI, Use of ECG quality metrics in clinical trials, *2010 Computing in Cardiology*, Belfast, 2010, 505-508. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5738020/>
- [30] CLIFFORD, Gari D., F. AZUAJE a P. E. MCSHARRY. *Advanced Methods and Tools for ECG Analysis*. Boston: Artech House Publishing, 2006. ISBN 1-58053-966-1.
- [31] CLIFFORD, G D, J BEHAR, Q LI a I REZEK. Signal quality indices and data fusion for determining clinical acceptability of electrocardiograms. *Physiological Measurement*. 2012, **33**(9), 1419-1433. DOI: 10.1088/0967-3334/33/9/1419. ISSN 0967-3334.
- [32] ORPHANIDOU, Christina. Quality Assessment for the Electrocardiogram (ECG). *Signal Quality Assessment in Physiological Monitoring*. Cham: Springer International Publishing, 2018, 2018-10-04, 15-40. SpringerBriefs in Bioengineering. DOI: 10.1007/978-3-319-68415-4_2. ISBN 978-3-319-68414-7.
- [33] HAYN, Dieter, Bernhard JAMMERBUND a Günter SCHREIER. QRS detection based ECG quality assessment. *Physiological Measurement*. 2012, **33**(9), 1449-1461. DOI: 10.1088/0967-3334/33/9/1449. ISSN 0967-3334.
- [34] SMITAL, Lukáš, Martin VÍTEK, Jiří KOZUMPLÍK a Ivo PROVAZNÍK. Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals. 437-445. 2013, **60**(2), 437-445. DOI: 10.1109/TBME.2012.2228482. ISBN 10.1109/TBME.2012.2228482. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6357230/>

- [35] MCSHARRY, P.E., G.D. CLIFFORD, L. TARASSENKO a L.A. SMITH. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2003, **50**(3), 289-294. DOI: 10.1109/TBME.2003.808805. ISSN 0018-9294. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1186732/>
- [36] SMITAL, L.; KOZUMPLÍK, J.: EMG_MAKER; *Software pro generování myopotenciálů*. Ústav biomedicínského inženýrství, FEKT VUT v Brně, Kolejní 4 61200 Brno. (software)
- [37] 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.
- [38] KOZUMPLÍK, J. *Multitaktní systémy*. Elektronická skripta FEKT VUT v Brně, 2005
- [39] MOODY, G.B. a R.G. MARK. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *EEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*,. 2001, **20**(3), 45-50. DOI: 10.1109/51.932724. ISBN 10.1109/51.932724. Dostupné také z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/932724/>
- [40] SMÍŠEK, R.; HEJČ, J.; RONZHINA, M.; NĚMCOVÁ, A.; MARŠÁNOVÁ, L.; CHMELÍK, J.; KOLÁŘOVÁ, J.; PROVAZNÍK, I.; SMITAL, L.; VÍTEK, M. SVM Based ECG Classification Using Rhythm and Morphology Features, Cluster Analysis and Multilevel Noise Estimation. In *Computing in Cardiology 2017. Computers in Cardiology*. Rennes, France: 2017. s. 1-4. ISBN: 978-1-5090-0684-7. ISSN: 0276-6574.
- [41] VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J.: CSE QRS TESTER; Software pro testování detektorů QRS na databázi CSE. Ústav biomedicínského inženýrství, Vysoké učení technické v Brně, Kolejní 2906/ 4, 612 00 Brno, Česká republika. URL: <http://www.ubmi.feec.vutbr.cz/vyzkum-a-vyvoj/produkty>. (software)

Seznam symbolů, veličin a zkratek

AV	atrioventrikulární uzel
EKG	elektrokardiografie
$g_m(n)$	korekční faktor pro úpravu koeficientů $y_m(n)$
IHR	okamžitá srdeční frekvence (z angl. Instantaneous Heart Rate)
ISWT	inverzní stacionární vlnková transformace
MIT-BIH	standardní databáze signálů EKG (z angl. Massachusetts Institute Of Technology - Beth Israel Hospital)
N	délka signálu
RMS	kvadratický průměr (z angl. Root Mean Square)
$s(n)$	užitečný diskretní signál na vstupu
\bar{s}	střední hodnota signálu $s(n)$
$s'(n)$	pilotní odhad užitečného signálu
SA	sinoatriální uzel
SNR	poměr signálu a šumu (z angl. Signal-to-Noise Ratio)
STD	směrodatná odchylka (z angl. Standard Deviation)
SWT	Stacionární vlnková transformace
$u_m(n)$	koeficienty užitečného signálu v m -tém pásmu
$v_m(n)$	koeficienty šumu v m -tém pásmu
$w(n)$	diskretní šum na vstupu
$x(n)$	vstupní diskretní signál
$y_m(n)$	koeficienty vstupního signálu $x(n)$ v m -tém pásmu
${}^\lambda y_m(n)$	upravené koeficienty $y_m(n)$
λ_m	prahová hodnota v m -tém pásmu
σ_{v_m}	Rozptyl šumových koeficientů v m -tém pásmu