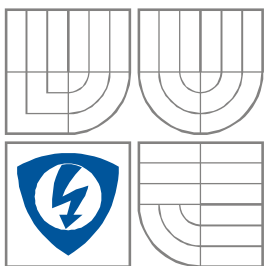


VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ  
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH  
TECHNOLOGIÍ

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND  
COMMUNICATION

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

# MĚŘENÍ EKG SIGNÁLŮ A REALIZACE DETEKTORU QRS KOMPLEXU

MEASURE OF ECG SIGNALS AND DESIGN OF SOFTWARE QRS DETECTION

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE  
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE  
AUTHOR

Marek Handl

VEDOUCÍ PRÁCE  
SUPERVISOR

Ing. Zdeněk Kuna

BRNO, 2011



## **Abstrakt**

Tato práce se zabývá problematikou měření EKG signálů a realizací detektoru QRS komplexu. V práci je stručně popsána anatomie srdce, vznik a šíření potenciálů, které jsou evokovány činností myokardu. Následuje seznámení s metodami snímání EKG signálů a možnostmi automatické klasifikace rytmu. Dále jsou v práci popsány některé algoritmy detekce QRS komplexu a práce s databází PhysioNet, která obsahuje knihovnu fyziologických signálů. Dále jsou uvedeny možnosti počítačového systému Biopac, který slouží pro měření biologických signálů. Druhá část práce se zaměřuje na návrh algoritmu detekce QRS komplexu a základní klasifikace rytmu v prostředí programu Matlab. Detektor je testován jak na testovacích datech, tak i na signálech naměřených systémem Biopac. Součástí práce je také samotná optimalizace účinnosti detektoru.

### **Klíčová slova**

EKG signál, QRS komplex, elektrokardiogram (EKG), detektor QRS, PhysioNet, Biopac, Matlab.

## **Abstract**

This work deals with the ECG signal detector and the implementation of the QRS complex. The paper briefly describes the anatomy of the heart, the emergence and spread of potentials that are evoked activity myocard. It follows introduction to the methods reading of ECG signals and the possibility of automatic classification of rhythm. The thesis also describes some of QRS detection algorithms and database PhysioNet, which includes a library of physiological signals. Finally are given the possibility of a computer system Biopac which is used for measuring biological signals. The second part focuses on the design of an algorithm of QRS complex detection and classification of the basic rhythm in the Matlab environment. The detector is tested on both test data, and the signals measured Biopac system. The work is also very effective optimization of the detector.

### **Key words**

ECG signal, QRS complex, Electrocardiogram (ECG), detector QRS, PhysioNet, Biopac, Matlab.

## **Bibliografická citace**

HANDL, M. *Měření EKG signálů a realizace detektoru QRS komplexu*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2011. 63s. Vedoucí bakalářské práce Ing. Zdeněk Kuna.

## Prohlášení

Prohlašuji, že svou bakalářskou práci na téma Měření EKG signálu a realizaci detektoru QRS komplexu jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího bakalářské 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 bakalářské práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení § 152 trestního zákona č. 140/1961 Sb.

V Brně dne .....

.....  
podpis autora

## Poděkování

Chtěl bych poděkovat Ing. Zdeňku Kunovi za trpělivou pomoc, cenné rady a podmětné připomínky při zpracování mé bakalářské práce a za čas, který mně věnoval.

V Brně dne .....

.....  
podpis autora

## Obsah

Bibliografická citace.....	4
Obsah.....	6
Seznam obrázků a tabulek.....	8
Úvod.....	9
1. Elektrická činnost srdce.....	10
1.1 Depolarizace.....	11
1.2 Repolarizace.....	12
1.3 Akční potenciál.....	12
2. EKG signál.....	13
2.1 Rušení EKG signálu.....	13
2.2 Tvar EKG křivky.....	14
2.3 Analýza a klasifikace rytmu.....	15
2.4 Automatická klasifikace rytmu.....	21
3. Měření EKG signálů.....	26
3.1 Standardní 12 svodový systém.....	26
3.2 Ortogonální svodový systém.....	28
4. Detekce QRS komplexu.....	30
4.1 Předzpracování.....	30
4.2 Detektory QRS komplexu.....	32
4.3 Hodnocení spolehlivosti detekce QRS komplexu.....	39
5. PhysioNet - zdroj pro výzkum a vzdělávání.....	40
5.1 PhysioBank.....	40
5.2 PhysioToolkit.....	40
5.3 PhysioNet.....	40
5.4 Načítání signálu.....	41
6. Systém Biopac.....	44
6.1 Biopac Student Lab.....	44
6.2 Snímání EKG signálu pomocí Biopac Student Lab.....	44
7. Návrh detektoru komplexů QRS založený na obálce filtrovaného signálu.....	46
7.1 Rozhraní programu.....	47
7.2 Ukázka zpracování signálu a detekce QRS komplexu.....	48
7.3 Optimalizace.....	49
7.4 Selhání detektoru.....	51
7.5 Statistika.....	53
8. Závěr.....	54

9. Použitá literatura .....	55
Seznam symbolů a zkratk .....	57
Přílohy .....	58

## Seznam obrázků a tabulek

Obr. č. 1.1: Elektrická aktivita srdce [4] .....	10
Tab. č. 1.1: Rozložení iontů vně a uvnitř buněčné membrány[14] .....	11
Obr. č. 1.2: Souvislost akčního potenciálu komorové buňky srdeční a záznamu EKG [4] .....	12
Obr. č. 2.1: Fyziologické hodnoty trvání jednotlivých úseků EKG signálu [2].....	14
Obr. č. 2.2: Trojúhelníkový index [5] .....	17
Obr. č. 2.3: Postup výpočtu periodogramu z jednoho úseku signálu [5,9] .....	18
Obr. č. 2.4: Postup výpočtu periodogramu ze segmentovaného signálu [5,9].....	18
Obr. č. 2.4: Základní stochastický model vzniku signálu [9].....	19
Obr. č. 2.5: Koncept bělicího filtru [5,9].....	19
Obr. č. 3.1: Bipolární končetinové svody podle Einthovena [11].....	27
Obr. č. 3.2: Unipolární končetinové svody dle Goldberga [11] .....	27
Obr. č. 3.3: Unipolární hrudní svody podle Wilsona [11].....	28
Obr. č. 3.4: Rozmístění elektrod Frankova systému[7].....	29
Obr. č. 4.1: Blokové schéma detektoru QRS komplexu [1].....	30
Obr. č. 4.2a: Návrh souhlasného filtru pro detekci komplexu QRS.....	31
Obr. č. 4.2b: Průběh frekvenční charakteristiky souhlasného filtru pro různé parametry [8]..	31
Obr. č. 4.3: Výkonové spektrum signálu EKG [10].....	32
Obr. č. 4.4: Detekce QRS komplexu založená na umocnění filtrovaného signálu .....	34
Obr. č. 4.5: Výpočet obálky filtrovaného signálu [2].....	35
Obr. č. 4.6: Detekce QRS komplexu založená na obálce filtrovaného signálů.....	35
Obr. č. 4.7: Schéma analytického filtru.....	36
Obr. č. 4.8: Schéma detekce QRS založené na přizpůsobené filtraci .....	37
Obr. č. 4.9: Banka filtrů pásmových propustí s obrazovým přenosem $H(z)$ .....	38
Obr. č. 4.10: Schéma detekce QRS komplexu z modulu vektoru prostorového napětí .....	39
Obr. č. 5.1: Nastavení převodu signálu z databáze Physiobank do formátu „mat“ .....	42
Obr. č. 5.2: Výstup obsahující informace o signálu a možnost stáhnutí signálu .....	43
Obr. č. 5.3: Vykreslení signálu v programu matlab pomocí příkazu plotATM .....	43
Obr. č. 6.1: Záznam signálů EKG ze systému Biopac Student Lab.....	45
Obr. č. 7.1: Detekce QRS komplexu založená na obálce filtrovaného signálů.....	46
Obr. č. 7.2: Grafické rozhraní programu DetektorRVlny .....	47
Obr. č. 7.3: Úprava signálu EKG pro detekci QRS komplexu.....	48
Obr. č. 7.4: Detekce QRS komplexu ve filtrovaném a originálním signálu.....	49
Obr. č. 7.5: Frekvenční charakteristika filtru typu pásmová propust .....	50
Obr. č. 7.7: Selhání detektoru u extrasystol (konstantní práh) .....	51
Obr. č. 7.8: Selhání detektoru (konstantní práh) .....	52
Obr. č. 7.9: Spolehlivá detekce u zarušeného signálu (konstantní práh).....	52
Tab. č. 7.1: Vyhodnocení sensitivity a prediktivity .....	53
Tab. č. 7.2: Vyhodnocení sensitivity a prediktivity .....	53

## Úvod

V dnešní době jsou nejčastější příčinou úmrtí srdeční choroby a to nejen v České republice, ale i v ostatních, zejména bohatých zemích. Roste tak význam snímání a zpracování záznamů EKG (elektrokardiogram), které nám poskytují významné diagnostické informace. Díky vývoji diagnostické techniky a nových způsobů zpracování, tak došlo za posledních 20 let ke snížení počtu umírajících na srdeční choroby.

V mé práci se zaměřuji na problematiku měření EKG signálů a popisu realizace detektorů QRS komplexu (obraz postupu elektrické aktivace svaloviny srdečních komor).

V úvodní části mé práce je stručně popsána anatomie srdce, vznik a šíření potenciálů, které jsou evokovány činností myokardu. Dále uvádím základní vlastnosti EKG signálů a jejich druhy rušení. Následuje seznámení s metodami snímání EKG signálů a možností automatické klasifikace rytmu. V další části mé práce teoreticky zpracovávám některé algoritmy detekce QRS komplexu a popisuji práci s databází PhysioNet, která obsahuje knihovnu fyziologických signálů. V neposlední řadě uvádím možnosti počítačového systému Biopac, který slouží pro měření biologických signálů.

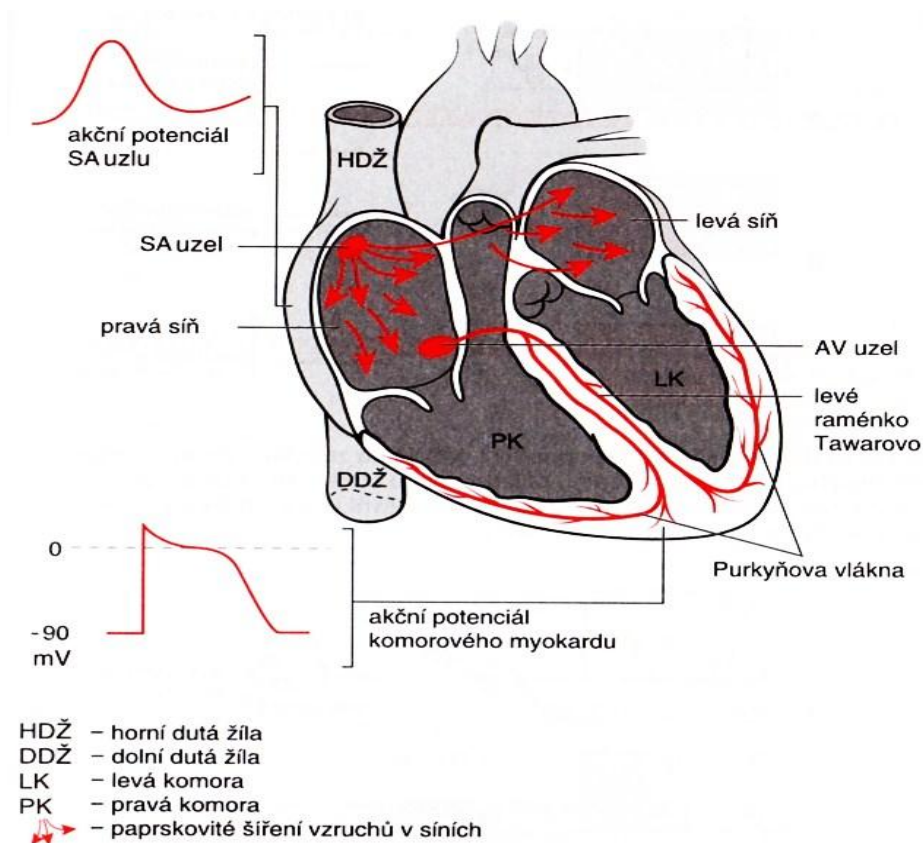
V poslední kapitole se zabývám návrhem detektoru QRS komplexu v prostředí programu matlab. Samotný detektor je realizován v grafickém prostředí programu (GUIDE). Jeho optimalizace a testování bylo prováděno na knihovně\_CSE. Po domluvě s vedoucím práce byla použita právě tato knihovna na místo databáze z Physionet. Důvodem této změny byla potřeba informace o umístění QRS komplexů v daných signálech, které databáze Physionet neobsahovala. Informace byly nezbytné pro vyhodnocení účinnosti detektoru a jeho optimalizaci. Dále byl detektor testován i na naměřených signálech snímaných pomocí systému Biopac.

Hlavním cílem mé práce bylo seznámení s metodami měření EKG signálu a návrh algoritmu pro detekci QRS komplexu včetně jeho vyhodnocení na testovacích a naměřených datech.

## 1. Elektrická činnost srdce

Kontrakce (stah) každého svalu je spojena s elektrickými změnami, které jsou nazývány jako depolarizace a repolarizace. Tyto změny jsme schopni zaznamenávat pomocí elektrod na povrchu těla (zevní biosignál), nebo umístěním elektrod v bezprostřední blízkosti snímaného orgánu jako přímý biosignál (jícnové EKG). Ačkoliv je srdce tvořeno čtyřmi oddíly, z pohledu elektrické aktivity na něho můžeme pohlížet jako na dvouoddílové, neboť obě síně a následně komory se kontrahují (stahují) společně [1,2].

Každá kontrakce srdce je vyvolána elektrickým impulsem, který spontánně vzniká v sinoatriálním uzlu (SA). Frekvence SA uzlu je nejčastěji 50 – 100 Hz a může být ovlivněna jak vegetativním nervstvem, tak i chemickými a hormonálními látkami. Odtud se elektrický impuls šíří radiálně síněmi až k atrioventrikulárnímu uzlu (AV). U zdravého srdce je AV uzel jediným vodivým spojením mezi síněmi a komorami. V něm dochází ke zpoždění elektrického impulsu, který umožňuje naplnění komor krví při systole (stah srdeční svaloviny) síní. Z AV se elektrický impuls šíří přes Hisův svazek na Tawarova raménka a pak následují Purkyňova vlákna (obr. 1). Elektrický impuls vedený tímto převodníkem vyvolává depolarizaci myokardu, která se projeví kontrakcí [1, 3].



Obr. č. 1.1: Elektrická aktivita srdce [4]

## 1.1 Depolarizace

V klidu jsou buňky srdečního svalu polarizovány na hodnotu -90 mV. To je způsobeno různými koncentracemi iontů (tab. 1.1), rozdílnou propustností buněčné membrány a činností sodíko-draslíkové pumpy.

iont	extracelulární koncentrace (mmol/l)	intracelulární koncentrace (mmol/l)
Na <sup>+</sup>	145	7
K <sup>+</sup>	4	145
Ca <sup>2+</sup>	3	8
Cl <sup>-</sup>	120	5

Tab. č. 1.1: Rozložení iontů vně a uvnitř buněčné membrány[14]

V intracelulárním prostředí (uvnitř buňky) je vysoká koncentrace iontů K<sup>+</sup>, naopak v extracelulárním prostředí (vně buňky) je vysoká koncentrace Na<sup>+</sup>, dále také Cl<sup>-</sup>. Za normálního klidového stavu je buněčná membrána propustná pouze pro ionty K<sup>+</sup>, které tak mohou volně procházet do extracelulárního prostředí vlivem koncentračního gradientu (difúze). Intracelulární prostředí buňky tak získá záporný potenciál. Rozdíl elektrických potenciálů vede ke vzniku elektrického pole v buněčné membráně. Vytvořený elektrický gradient působí proti koncentračnímu gradientu až do vytvoření rovnováhy, kdy je buňka polarizována a můžeme na ní naměřit tzv. rovnovážné napětí. Jeho hodnota je závislá na koncentraci K<sup>+</sup> a lze ji určit dle Nerstovy rovnice pro draslík (viz rovnice 1.1)[3, 14].

$$U_K = \frac{RT}{F} \ln \frac{[K^+]_e}{[K^+]_i}, \quad (1.1)$$

kde  $R$  je plynová konstanta ( $8,314 \text{ J mol}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ),  $T$  absolutní teplota,  $F$  Faradayův náboj ( $96\,485 \text{ C mol}^{-1}$ ) a dále závisí také na poměru koncentrace draslíku ve vnějším prostředí  $[K^+]_e$  a ve vnitřním prostředí  $[K^+]_i$  buňky.

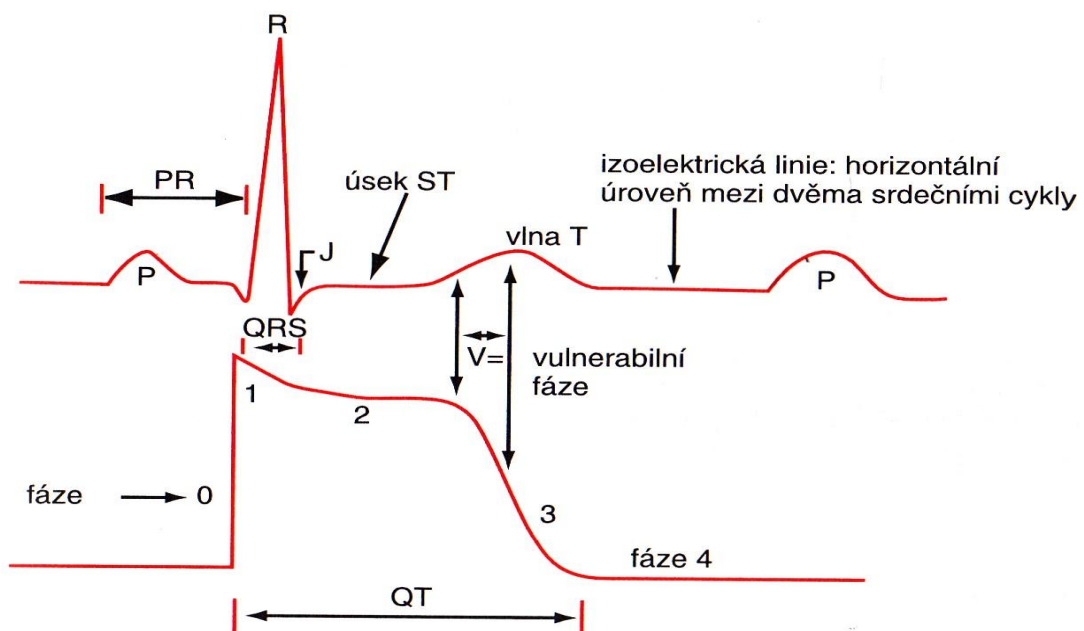
Při průchodu elektrického impulsu z SA uzlu dochází ke krátkodobé změně vodivosti buněčné membrány pro Na<sup>+</sup>, který začne procházet dovnitř buňky a vede k depolarizaci. Ta se projeví skokovou změnou napětí do kladných hodnot (v rozmezí 15 až 30 mV) a následným stahem srdeční svaloviny. Jestliže vlna depolarizace směřuje k elektrodě, tak zaznamenáme pozitivní výchylku. Směřuje-li vlna depolarizace naopak od elektrody, tak zaznamenáme negativní výchylku [3, 14].

## 1.2 Repolarizace

Při repolarizaci dochází k obnově elektrické rovnováhy na původní hodnotu  $-90\text{ mV}$ , která trvá cca  $100\text{ ms}$ . Mezi depolarizací a repolarizací se nachází období refrakternosti, během které není buňka srdečního svalu schopná reagovat na další stimul (podnět). Pro samotnou repolarizaci je nejdůležitější činnost sodíko-draslíkové pumpy, která zprostředkovává přesun iontů  $\text{K}^+$  dovnitř buňky a iontů  $\text{Na}^+$  vně do extracelulárního prostředí. Přesun probíhá proti koncentračnímu a elektrickému gradientu a proto sodíko-draslíkové pumpě musí být dodávána energie pomocí hydrolyzy ATP (adenosintrifosfát) [3, 14].

## 1.3 Akční potenciál

Na vznik akčního potenciálu u srdeční buňky má největší vliv propustnost membrány pro ionty  $\text{Na}^+$  a  $\text{K}^+$ . Při podráždění dojde k prudkému nárůstu vodivosti pro ionty  $\text{Na}^+$ , který mají mnohem větší koncentraci vně buňky (extracelulární prostředí) než uvnitř (intracelulární prostředí). To vede ke vzniku proudu směřující do buňky, který způsobí rychlou depolarizaci vedoucí ke vzniku akčního potenciálu (obr. 1.2, fáze 0). Po rychlé aktivaci vodivosti  $\text{Na}^+$  následuje jeho rychlá inaktivace a současně dochází ke zvýšení vodivosti (aktivaci)  $\text{K}^+$  (fáze 1, 2). Vlivem změn vodivostí a činnosti sodíko-draslíkové pumpy, která přečerpává  $\text{K}^+$  dovnitř buňky a  $\text{Na}^+$  vně, dochází k postupné repolarizaci (fáze 3) až do fáze stabilního klidového potenciálu (fáze 4) [2,3].



Obr. č. 1.2: Souvislost akčního potenciálu komorové buňky srdeční a záznamu EKG

[4]

## 2. EKG signál

EKG signál nebo-li elektrokardiogram zobrazuje rozdíly potenciálů vytvořené elektrickou aktivitou srdce. Elektrické potenciály vznikají na rozhraní depolarizovaných a nedepolarizovaných částí myokardu (srdeční sval). Sumární vektor tak mění během cyklu velikost i směr a jeho vrchol opisuje dráhu smyčky.

Největší hodnota sumárního vektoru odpovídá depolarizaci komor v oblasti dolní části levé komory a směr tohoto vektoru je považován za elektrickou osu srdce. Kromě elektrokardiogramu se můžeme setkat se zobrazením jako vektrokardiogram (VKG), k jehož měření se používá ortogonální svodový systém.

Signál EKG má rozsah 0,05 - 5 mV a leží v kmitočtovém pásmu od 0,05 – 125 Hz. Pro zátěžové EKG nebo při analýze pozdních potenciálů je užitečné pásmo až do 250 Hz. Vzorkovací frekvence se používá minimálně dvakrát větší než je nejvyšší frekvence užitečného pásma [2].

### 2.1 Rušení EKG signálu

Signály EKG obsahují různé druhy rušení. Jednou z možností jak zlepšit poměr signál-šum je využívání invazních elektrod tzv. jícnové svody. Ovšem vzhledem k náročnosti zavedení elektrod a samotného měření, které je časově náročné a nekomfortní pro pacienta, není příliš vhodné pro běžné snímání EKG. Při snímání se nejčastěji setkáváme se třemi druhy rušení: drif, brum a rušení myopotenciály.

#### **Kolísání nulové izolínie (drift)**

Může být způsobeno dýcháním, pomalými elektrochemickými ději na rozhraní elektroda-pokožka, nebo pohyby pacienta. Jedná se o nízkofrekvenční rušení do 2 Hz, které se projevuje kolísáním nulové izolínie. K filtraci se používá horní propust s velmi nízkou mezní frekvencí pro analogové filtry cca 0.05Hz a to z důvodu nelinearity fázové charakteristiky, která způsobuje nežádoucí zkreslení signálu. Jinou možností je použití FIR filtru (filtr s konečnou impulsní charakteristikou) vycházející z DP (dolní propust) Lynnova typu nebo filtrace ve frekvenční oblasti metodou nulování spektrálních čar [2].

#### **Sít'ový brum**

Je způsoben sít'ovým rušením od okolních přístrojů a elektrických rozvodů. Je tvořeno 50 Hz složkou a jejími vyššími harmonickými kmitočty (V USA se setkáváme s rušením 60 Hz). K její filtraci se používají úzkopásmové filtry typu IIR (filtr s nekonečnou impulsní charakteristikou) vycházející z jednoduchého Butterworthova filtru 2. řádu. Tento IIR filtr

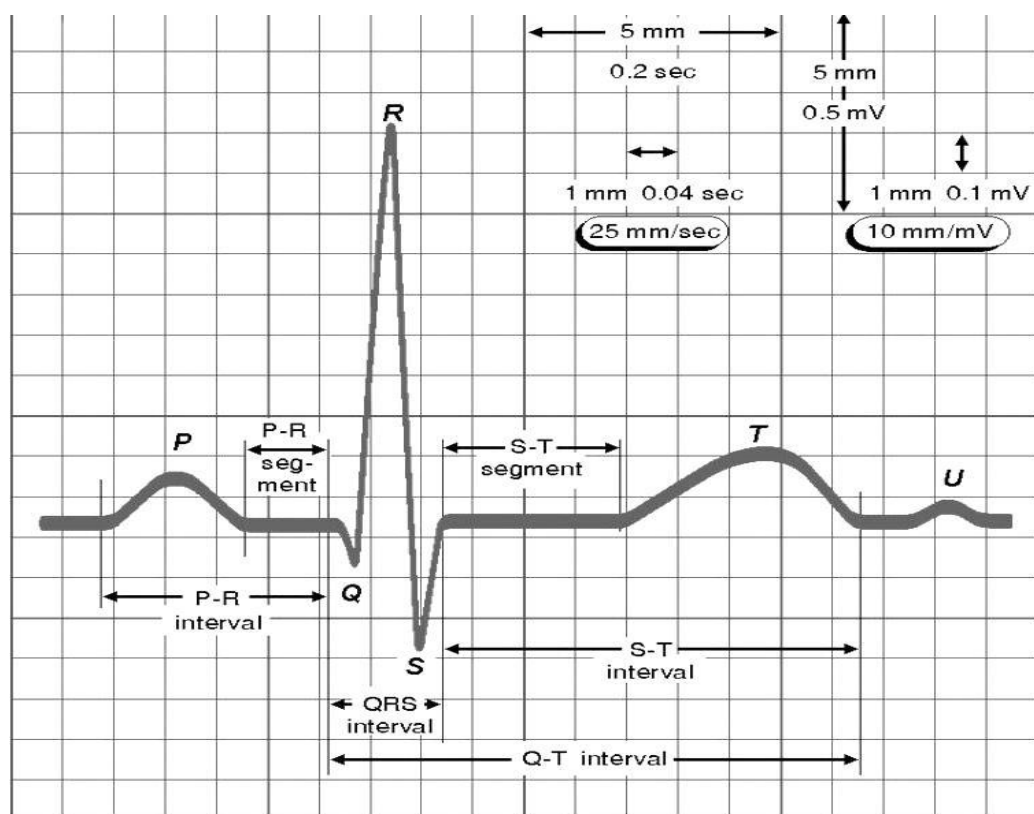
sice nemá kolem 50 Hz lineární fázovou charakteristiku, ale v blízkosti frekvence 50 Hz se nenachází žádná významná složka EKG signálu. FIR filtry jsou obecně pro úzkopásmové propusti nevhodné kvůli dlouhé impulsní charakteristice. Alternativní metodou je návrh pásmové zadržky z Lymnovy pásmové propusti [2].

### Rušení myopotenciály

Jedná se o širokopásmové rušení způsobené činností svalů. Pro klidové EKG má spektrum nad 100 Hz, pro zátěžové EKG již od 10 Hz výše. Potlačení myopotenciálů u zátěžového EKG je velký problém, protože dochází k výraznému překrytí spekter rušení a užitečného signálu. Filtrace DP se používá jen výjimečně, a to s mezní frekvencí 35-45 Hz, protože při ní dochází k výraznému zkreslení signálu, hlavně ořezání komplexů QRS. V dnešní době se používá převážně vlnková filtrace nebo kumulační metody, ty však slouží jen k získání reprezentativního cyklu. Nelze je použít ke snímání signálu v reálném čase [2].

### 2.2 Tvar EKG křivky

V signálu EKG se vyskytuje několik významných vln, kmitů a intervalů, které jsou důležité pro analýzu a vyhodnocení. Při předzpracování signálu se hledá začátek a konec P vlny, začátek a konec komplexu QRS a konec T vlny. Pro samotnou klasifikaci a analýzu pak využíváme celou řadu parametrů (obr. 2.1).



Obr. č. 2.1: Fyziologické hodnoty trvání jednotlivých úseků EKG signálu [2]

## **Vlna P**

První část zachycuje aktivaci pravé síně, která se následně přenesla na aktivaci levé síně. Ta je znázorněna poklesem P-vlny na původní hodnotu. Celá vlna P tak znázorňuje depolarizaci síní, která vyvolá systolu síní.

## **Interval PR**

Jedná se o čas, během kterého elektrický impuls z AV uzlu projde převodním systémem (Hisův svazek, Tawarova raménka, Purkyňova vlákna) k depolarizaci svaloviny komor.

## **Komplex QRS**

Je obrazem postupu elektrické aktivace myokardu komor. Odpovídá mu proces depolarizace komor, který vyvolá systolu komor. Vlny Q, R, S jsou označovány jako kmity a to bez ohledu na druh výchylky (pozitivní či negativní).

## **Úsek ST**

Jedná se o časový okamžik, kdy jsou všechny části komor depolarizovány. Za normálních okolností úsek ST plynule přechází do vzestupné části vlny T. Tvar tohoto úseku má velký diagnostický význam.

## **Vlna T**

Vlna T následuje po každém komplexu QRS a odpovídá repolarizaci komor. Polarita této vlny je stejná jako komplexu QRS (pozitivní), protože se depolarizace probíhá stejným směrem jako depolarizace. Tvar vlny je závislý na mnoha příčinách (pití studené vody, cvičení, hladovění, horečka, šok, drogy, vliv alkoholu...).

## **Vlna U**

Je patrná jen na EKG záznamech některých lidí a její původ je doposud nejasný [3].

## **2.3 Analýza a klasifikace rytmu**

Srdeční rytmus se mění v závislosti na stavu a zatížení nervového a kardiovaskulárního systému. To může být způsobeno jak vnějšími, tak vnitřními faktory. Mezi nejvýznamnější vnější faktory patří svalová a psychická zátěž, dále také hluk a počasí. Vnitřními faktory jsou zejména aktivita autonomního nervového systému a dýchání.

Samotná analýza a klasifikace srdečního rytmu je neinvazivní a má široké uplatnění v diagnostice. Využívá se ke zjištění hypertenze (vysoký krevní tlak), diagnostice plodu, k detekci spánkových stádií, vyšetření pacientů po infarktu, určení blokády atd. [5].

Srdeční rytmus se určuje z detekce QRS a z něj odvozených RR intervalů, které představují okamžité hodnoty tepové frekvence. Pro analýzu rytmu nás zajímají pouze tzv. intervaly NN (normal to normal), tj. intervaly sinusového původu. Ty nám poskytují informace o aktivitě sinoatriálního uzlu. Jako normální RR interval bereme variabilitu do 15% od průměru, naopak nad 20% považujeme daný RR interval za abnormální.

Analýza srdečního rytmu se může provádět v časové oblasti pomocí vizuálního a statistického hodnocení. Jinou možností je analýza ve frekvenční oblasti, kdy využíváme parametrické a neparametrické metody. V neposlední řadě se používá analýza v časově-frekvenční oblasti pomocí spektrogramů nebo vlnkové transformace [5].

### V časové oblasti

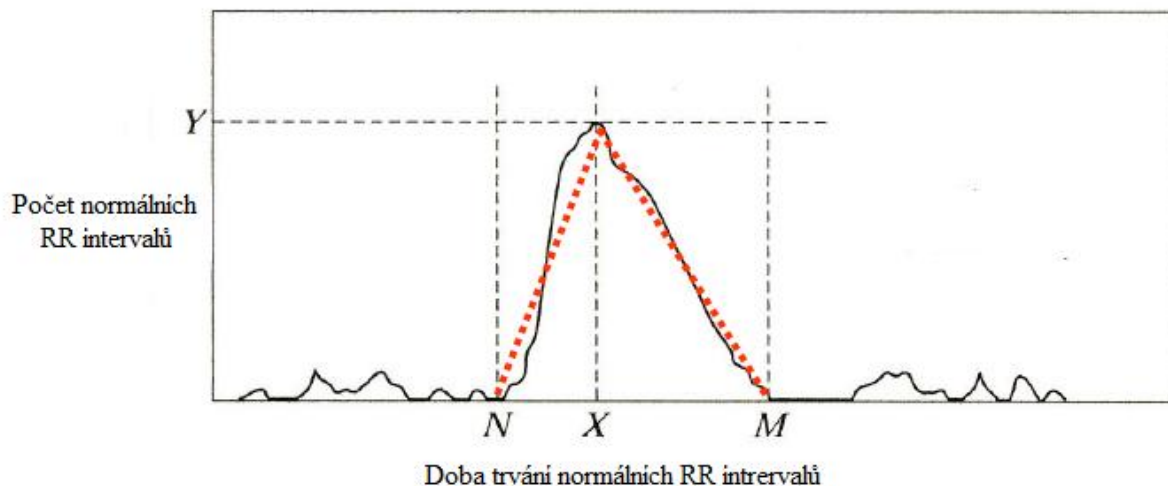
Vycházíme zde z tzv. normálních RR intervalů (vznikajících v SA uzlu) a určuje se střední hodnota (rovnice 2.1), diference (rozdíl) mezi nejkratším a nejdelším intervalem RR či diference mezi průměrnými intervaly RR ve dne a v noci. V časové oblasti se využívá statistických měření jako je určení SDNN (směrodatná odchylka), SDANN (směrodatná odchylka průměrných intervalů RR z 5 minutových úseků) a dalších.

$$\overline{RR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i \quad (2.1)$$

,kde  $RR_i$  je hodnota  $i$ -tého intervalu.

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2} \quad (2.2)$$

Druhou možností jsou geometrická měření, která využívají histogramů RR intervalů nebo diferencí mezi sousedními RR intervaly. Důležité informace nám poskytuje jak šířka histogramu nad daným prahem, tak i aproximovaný tvar histogramu. Ten slouží k určení tzv. trojúhelníkového indexu (obr. 2.2) [5].



Obr. č. 2.2: Trojúhelníkový index [5]

,kde X je nejčastější interval RR a Y je maximum histogramu. Trojúhelníkový index je pak dán:

$$\text{trojúhelníkový index HRV} = \frac{(\text{celkový počet RR})}{Y} \quad (2.3)$$

Často využívané jsou i nelineární metody, největšího uplatnění nachází Poincarého mapy, které se využívají k detekci spánkových stádií. Jedná se o zobrazení fluktací  $RR_{i+1}$  proti  $RR_i$ .

### Ve frekvenční oblasti

Určujeme výkonové spektrum z řady intervalů RR normalizovaných dle vztahu [5]:

$$I_k = \frac{I_k - \bar{I}}{\bar{I}}, \quad (2.4)$$

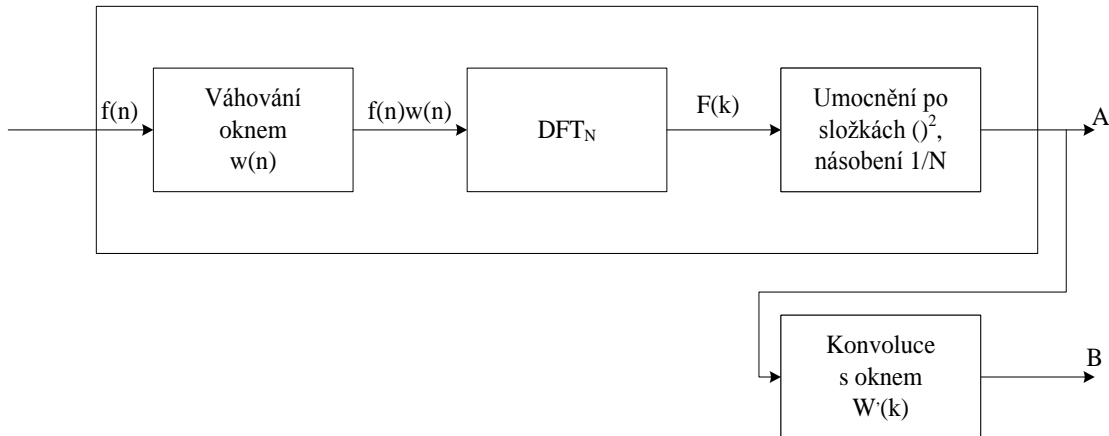
kde  $\bar{I}$  je průměrný interval RR.

K výpočtu výkonových spekter se používají neparametrické metody, nejčastěji periodogramy. Ty slouží k odhadu výkonových spekter náhodných signálů a celá jejich analýza se opírá pouze o změřené resp. přijaté signály. Nevytváříme tak žádné modely signálů, jak je tomu u parametrických metod. Jejich výpočet je snadný (rovnice 2.5), ale spektra nejsou vyhlazená [5, 9].

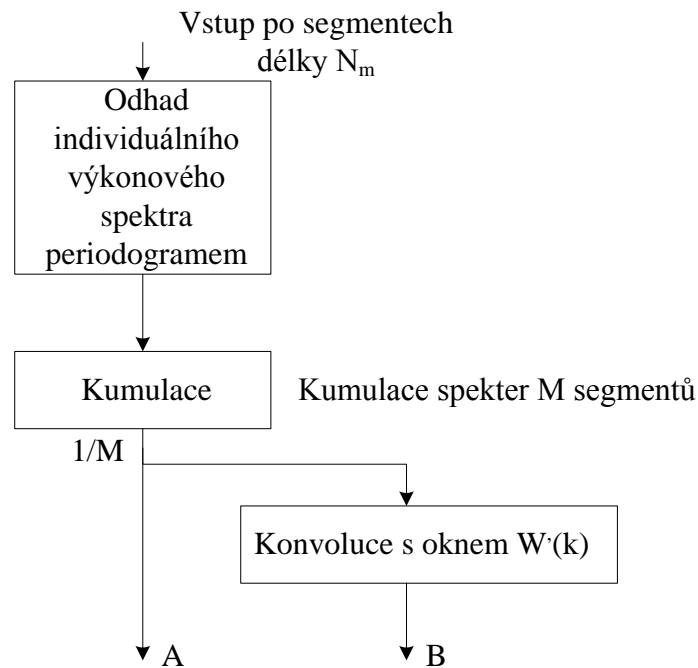
$$S_{ff}(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{w_i=w_1}^{w_M} \frac{1}{N} |F_{w_i}(\omega)|^2 \quad (2.5)$$

V principu se jedná o souborový průměr individuálních výkonových spekter z M realizací o délce N vzorků. Samotný výpočet se realizuje číslicově pomocí FFT s následným výpočtem kvadrátu absolutních hodnot a poskytuje jen vzorky spektra. FFT (rychlá

Fourierova transformace) je označení pro algoritmy, které provádí rychlý výpočet DFT (viz rovnice 4.2). Jejich zvláštní označení nemá však z hlediska jejich vlastností kromě rychlosti opodstatnění. Odhad výkonu pomocí periodogramu můžeme provádět buď z jednoho dostatečně dlouhého úseku, kdy  $M=1$  (obr. 2.2) nebo můžeme signál rozdělit na několik na sebe navazujících segmentů o stejné délce  $N_m$  (obr. 2.3) [5, 9].



Obr. č. 2.3: Postup výpočtu periodogramu z jednoho úseku signálu [5,9]

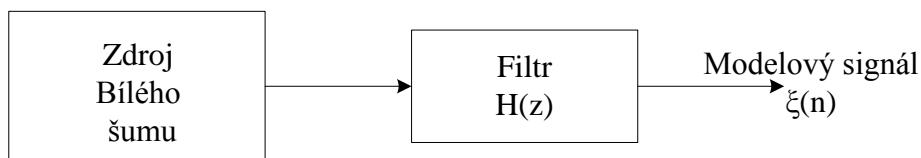


Obr. č. 2.4: Postup výpočtu periodogramu ze segmentovaného signálu [5,9]

Výstupy A jsou výkonová spektra bez vyhlazení, výstupy B jsou s vyhlazením.

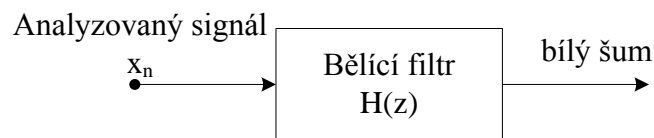
Druhou možností jsou parametrické metody. Ty jsou založeny na vytvoření vhodného modelu vzniku signálu. Parametry takového modelu pak popisují signál a jeho spektrum

úsporným způsobem. Při spektrální analýze využíváme odhady spekter, které odpovídají frekvenčním charakteristikám modelů vzniku signálu. Jedním z takových modelů je čistě rekursivní AR model. Ten vychází z představy, kdy zdroj signálů generuje bílý šum  $v(n)$ , jehož výkonové spektrum je rovnoměrné. Bílý šum je vstupním signálem lineárního, časově invariantního systému s přenosem  $H(z)$ , který poskytuje výstupní signál  $\xi(n)$ . Ten je modelem analyzovaného signálu (obr. 2. 4). Snahou je, aby bylo výkonové spektrum modelového signálu co nejlepší aproximací výkonového spektra analyzovaného signálu  $x(n)$ . Spektrum je zde popsána strukturou a parametry systému  $H(z)$  [5, 9].



Obr. č. 2.4: Základní stochastický model vzniku signálu [9]

Odhad parametrů tohoto systému je založen na konceptu bělicího filtru (obr. 2.5), který vstupní signál  $x(n)$  přemění na bílý šum s rovnoměrným spektrem. Důležitým krokem je pak identifikace parametrů bělicího filtru a určení tak je ho přenosu  $H(z)$ .



Obr. č. 2.5: Koncept bělicího filtru [5,9]

Výsledný nerekursivní bělicí filtr má pak dvě vstupní větve, kdy jedna je samotný signál  $x(n)$  a druhá je odhad signálu  $x(n)$  na základě součtu předchozích hodnot vstupního signálu. Tato větev je označována jako predikční filtr. Výsledný signál je pak dán rozdílovým (chybovým) signálem mezi skutečnými hodnotami analyzovaného signálu a jeho predikcemi. Výhodou parametrických metod je hladké spektrum, které je snadné pro následné zpracování. Hlavní nevýhodou je nalezení vhodného modelu.

Vyhodnocujeme polohy extrémů výkonových spekter v zajímavých pásmech, u krátkodobých záznamů (5min):

celkový výkon (5 min.) [ $\text{ms}^2$ ]...rozptyl intervalů RR přibližně do 0,4 Hz

VLF [ $\text{ms}^2$ ]...výkon v pásmu velmi nízkých kmitočtů do 0,04 Hz

LF [ $\text{ms}^2$ ]...výkon v pásmu nízkých kmitočtů od 0,04 do 0,15 Hz

LFnorm...výkon v pásmu nízkých kmitočtů v normalizovaných jednotkách

HF [ $\text{ms}^2$ ]... výkon v pásmu vysokých kmitočtů od 0,15 do 0,40 Hz

U dlouhodobých záznam:

celkový výkon [ $\text{ms}^2$ ]... rozptyl intervalů RR přibližně do 0,4 Hz

ULF [ $\text{ms}^2$ ]... výkon v pásmu ultranízkých kmitočtů do 0,003 Hz

VLF [ $\text{ms}^2$ ]... výkon v pásmu velmi nízkých kmitočtů od 0,003 do 0,04 Hz

LF [ $\text{ms}^2$ ]... výkon v pásmu nízkých kmitočtů, od 0,04 do 0,15 Hz

HF [ $\text{ms}^2$ ]... výkon v pásmu vysokých kmitočtů od 0,15 do 0,4 Hz

$\alpha$ ... sklon lineární interpolace spektra v měřítku log-log přibližně do 0,04 Hz

### **V časově – frekvenční oblasti**

Zde využíváme STFT (Short time FT), jedná se o stanovení spektra pomocí Furierovy transformace pro jednotlivé segmenty o délce N. Snahou je zachycení krátkodobých spekter v čase. S rostoucí délkou segmentu N roste frekvenční rozlišení, ale klesá časové rozlišení a naopak. Jednotlivé segmenty se mohou překrývat pro plynulejší sledování vývoje v čase, ale nemusí.

### **Klasifikace srdečního rytmu**

Abnormální srdeční rytmy mohou vzniknout ve třech různých místech a to v myokardu síní, v myokardu komor nebo v oblasti atrioventrikulárního uzlu (tento rytmus se nazývá nodální nebo lépe junkční).

U klidového EKG se provádí hodnocení rytmu z jediného vybraného reprezentativního cyklu. Mezi nejčastější poruchy rytmu tzv. arytmie patří fibrilace síní, které se projevují velmi rychlým a nepravidelným síňovým rytmem (400-700 za minutu), dále také absencí vlny P a nepravidelným sledem komorových komplexů. Mnohem vážnější je fibrilace komor, která je charakterizována nepravidelnými vlnami (300-500 za minutu) a jedná se o život ohrožující stav, kdy se srdce nestíhá plnit krví.

Mezi další arytmie patří flutter síní a komor. U flutter síní je síňový rytmus pravidelný a rychlý (kolem 300 za minutu). Stejně jak u fibrilace síní i zde je absence vlny P. Při flutter komor je rytmus 200 až 250 za minutu.

Mezi nejčastější změny srdečního rytmu patří komorová a síňová tachykardie (zvýšení tepové frekvence), které se projevuje zrychleným rytmem (130-220 za minutu). Naopak snížení tepové frekvence se nazývá bradykardie a projevuje se pomalým rytmem (pod 60 za minutu). Pomalý rytmus se vyskytuje se u atleticky trénovaných jedinců, u srdečních mdlob,

hypotermie a často také v období akutního infarktu myokardu. Tachykardie se vyskytuje při fyzické zátěži, strachu, bolesti, krvácení atd.

V neposlední řadě se setkáváme s blokádami a extrasystoly. Extrasystoly vznikají, když se jakákoliv část srdce depolarizuje dříve než by měla. Síňové extrasystoly mají předčasné abnormální vlny P, pro komorové extrasystoly je charakteristický abnormální typicky široký QRS komplex, který však může mít téměř jakýkoliv tvar. Komorové extrasystoly jsou ovšem vzácné, ale vyskytují-li se časně na T vlně předcházejícího stahu, mohou vyvolat fibrilaci komor, která je životu nebezpečná. Základní blokády jsou sinoatriální, atrioventrikulární a blokády raménkové, přičemž každá z nich má další dělení. U blokád se jedná o poruchu vedení vzruchu, která může mít mnoho příčin [1,5].

## 2.4 Automatická klasifikace rytmu

Mnoho kardiovaskulárních onemocnění (CVD – arytmie, fibrilace síní, atrioventrikulární dysfunkce, choroba koronární arterie atd.) mohou být zjišťovány neinvazivně pomocí monitorovacích přístrojů EKG. S nástupem moderního zpracování signálu a technik strojového učení se diagnostická síla EKG exponenciálně rozšířila.

Kardiovaskulární onemocnění je označení pro širokou řadu poruch ovlivňujících jak cévy (tj. hypertenze), tak samotný srdeční sval (tj. infarkt myokardu). Kardiovaskulární onemocnění zůstává v západním světě na prvním místě v úmrtnosti, na celém světě je zodpovědné za více než 16 milionů úmrtí ročně. V samotných Spojených státech byl výskyt kardiovaskulárních onemocnění odhadovaný na přibližně 80 milionů připisovaných převážně vysokému krevnímu tlaku a srdečně-cévním onemocněním. Přibližně 30 % všech pacientů s kardiovaskulárním onemocněním nakonec na toto onemocnění umírá. Změny životního stylu, jako je snížený příjem cholesterolu a pravidelné cvičení může snížit šance smrtelné příhody spojené s CVD. Pravidelné návštěvy lékaře zahrnující snímání EKG jsou životně důležitým krokem k včasnému rozpoznání CVD. Výsledkem jsou velké objemy dat pacienta, které musí být důsledně prozkoumány a vyhodnoceny.

Počítačové lékařské diagnostické systémy byly vyvinuty, aby pomohly specializovaným lékařům při analýze velkých objemů dat pacientů. Účinnost těchto systémů závisí na použitých vlastnostech – které musí samozřejmě korelovat s nějakým stavem nemoci. S ohledem na EKG byla úspěšně využita řada technik na zpracování signálu (FFT, vlnková transformace a související techniky) k získání sady vlastností, která jsou následně využity různými třídícími nástroji strojového učení. Účinnost těchto systémů je založena schopnosti správně roztřídit sadu vlastností. Účinnost třídění se běžně stanovuje

zaznamenáním jednoho nebo více následujících metrik: kladná/záporná prediktivní hodnota (p/n pv), celková přesnost třídění, interval spolehlivosti (CI), nebo pracovní charakteristika (ROC). Tyto metriky umožňují, aby byly různé algoritmy kvantitativně porovnávány.

EKG je v podstatě časovou řadou signálu, který odráží elektrickou činnost srdce. Tento signál se skládá z řady opakujících se a stereotypních komplikovaných tvarů křivky se zřejmou frekvencí přibližně 1 Hz. Srdeční tep se může u jedinců lišit a závisí na různých podmínkách (např. emoční stav, fyzická námaha, zdravotní stav atd.). Prvním stupněm při vývoji automatizovaného klasifikátoru EKG je vybrat z různých tvarů křivky charakteristické vlastnosti. Některé vlastnosti jsou určeny z prvního řádu – v tom, že mohou být odvozeny přímo z údaje – jako je R-R doba, - doba mezi největším vrcholem, který se objevuje u každého srdce. Další vlastnosti jsou odvozeny ze základního signálu - jsou získané pomocí technik zpracování signálu, jako je například Fourier Transforms (FT) a vlnková transformace. V typickém sledovaném schématu klasifikace jsou vlastnosti označené výsledkem rozhodnutí. Pak je na údaje použitý specifický klasifikátor – pomocí učebního a testovacího scénáře. Měří se výkon, a pokud je to úspěšné (nad nějakým prahem), zrodí se klasifikátor. Meta-zpracující stádium představuje zkoumání atributů, aby se určil jejich celkový přínos pro přesnost klasifikace. Tyto atributy, u kterých je zjištěno, že jsou nadbytečné, jsou vybrány ze vstupního prostoru, tím se budoucí prostor minimalizuje na co nejmenší sadu[17]. V další části jen stručně popíšu některé metody používané pro automatickou klasifikaci.

### **SVM při klasifikaci EKG.**

Algoritmy podpůrných vektorů-SVM (support vector machine) byly nejdříve navrženy ke klasifikaci a regresivním činnostem. SVM je spolehlivá klasifikační technika, která je založena na statistické teorii učení. SVM vznikla z myšlenky minimalizace strukturálního rizika. SVM jsou především klasifikátory dvou tříd, které se ukázaly, že jsou atraktivní a systematičtější při učení lineárních nebo nelineárních klasifikačních hranic. Jedním ze základních principů je převod daného původního vstupního prostoru do jiného, vícedimensionálního, kde již lze od sebe oddělit třídy lineárně[17].

### **Teorie fuzzy množin při klasifikaci EKG**

Fuzzy množiny byly představeny v roce 1965 jako nový způsob, jak znázorňovat neurčitost v každodenním životě. Pokoušejí se o moderní lidský postup myšlení. Fuzzy množiny jsou zevšeobecněním klasických množin a mají větší pružnost, aby zachytily výrazně různé aspekty neúplnosti nebo nedostatečnosti v informaci. Pro běžnou množinu

platí, že k ní prvek buď patří, nebo ne. U fuzzy množiny může prvek částečně patřit k více množinám, musí však platit, že celková příslušnost je dohromady 1. Protože fuzzy množiny charakterizují nepřesné vlastnosti, mohou být účinně využity k modelování neurčitosti spojené se skutečnými systémy v životě. Fuzzy logika je založena na teorii fuzzy množin a přibližného usuzování. V duchu je mnohem bližší lidskému logickému myšlení než tradiční logické systémy. Fuzzy logika tedy poskytuje účinné prostředky k věrnému modelování přibližné a nepřesné povahy skutečného světa, jaké se běžně nachází u biologických datových množin[17].

### **Umělé neuronové sítě (ANN) při klasifikaci EKG**

ANN byly použity u velkého rozsahu klasifikačních problémů v rámci oblasti zdravotnické péče. V literatuře jsou navrhované různé přístupy neuronových sítí, které se liší v termínech topologického a provozního režimu. Během učení neuronová síť postupně mění svoje váhy a ustálí se na váhách schopné realizovat zobrazení vstupu a výstupu buď bez chyby, nebo s minimální chybou nastavenou uživatelem. Nejobvyklejším typem sledovaného učení je učení se zpětným šířením chyby (back propagation).

Příkladem jiných forem učení jsou: RBFNN (radial basis function), PNN (probabilistic neural network), GRNN (generalized regression neural network), cascade-correlation atd. Některé příklady učení bez učitele jsou například SOM-NN (self-organizing map), ART (adaptive resonance theory) atd. se používají, když nejsou k dispozici cvičné množiny se známými výstupy [17].

### **Klasifikace EKG – RST (Rough set theory) a skrytý Markovův model (Hidden Markov model)**

RST je poměrně novou technikou na získávání dat používaná při objevování zákonitostí poprvé formálně představená Pawlakem v roce 1982. Poprvé byly úspěšně použity ke zpracovávání nejasných nebo nepřesných konceptů, výběru poznatku z údaje, a k uvažování poznatku odvozeného z údaje. Základní filozofií RST je snížit prvky (atributy) na základě obsahu informace každého atributu nebo souboru atributů (objektů) tak, že je zde zobrazení mezi podobnými objekty a odpovídající logickou třídou. Obecně nejsou vyžadované všechny informace: mnoho atributů může být nadbytečných ve smyslu, že přímo neovlivňují, ke které logické třídě objekt patří. Jedním ze základních cílů RST je vyloučit atributy, které jsou nadbytečné. RST používají představu o nižší a vyšší aproximaci množin, aby byly vytvořeny rozhodovací hranice, které jsou použity ke klasifikaci objektů. Teorie RST byly prokázány jako velmi užitečné v praxi, jak je jasné z mnoha životních aplikací: např. medicíny, farmacie, strojírenství, bankovníctví, finančních rozborů a rozborů trhu. Tato

teorie poskytuje silné základy k odhalení a objevení důležitých struktur v údajích a ke klasifikaci komplikovaných objektů. Jednou z hlavních výhod RST je, že nepotřebují předběžné nebo dodatečné informace o údajích. Více informací o této teorii je zpracováno v monografii: Pawlak Z.; Rough Sets; Int. J. Computer and Information Sci.; 11,(1982), 341–356 [17].

Skrytý model Markova (HMM) je statistický model, ve kterém se předpokládá, že systém který má být vymodelovaný, je Markovský proces s neznámými parametry. Cílem je určit skryté parametry z pozorovatelných parametrů.

U běžného modelu Markova může pozorovatel stav přímo vidět, a tudíž pravděpodobnosti přechodu stavu jsou jediné parametry. Ve skrytém modelu Markova není stav přímo viditelný, ale proměnné ovlivněné stavem jsou viditelné. Každý stav má přidělené pravděpodobnosti možných výstupů. Pořadí výstupů vytvořených HMM tedy dává nějakou informaci o pořadí stavů. Vybrané parametry modelu pak mohou být použity k provádění dalších rozborů. Skryté modely Markova jsou obzvláště známé pro jejich použití při aplikacích jako je rozpoznání řeči, rukopisu, rozpoznání gest, označování hledaných částí v řeči a bioinformatika[17].

### **Kombinované přístupy při klasifikaci EKG**

Kombinované přístupy v současném kontextu využívají vícenásobné klasifikátory, které jsou spojené zejména na nějaké úrovni provádění klasifikačních úkolů. Kombinované systémy jsou výpočetní systémy, které jsou založeny zejména na integraci různých výpočetních technik (jako je Fuzzy logika, neuronové sítě, evoluční výpočetní technika, pravděpodobnostní výpočetní technika), ale které umožňují „tradiční“ symbolickou interpretaci nebo interakci se symbolickými složkami (systémy vědomostní databáze /expertní systémy) pro klasifikaci signálů EKG. Mezi symbolickými systémy a výpočetními technikami je mnoho různých možných kombinací, a také různé způsob jejich integrace[17].

Například neuronové sítě se dají kombinovat s fuzzy logikou. Kombinované inteligentní systémy jsou založené na myšlence, že většina technik se doplňuje. Kombinované systémy využívají výhodu silných stránek jejich jednotlivých složek k tomu, aby se zvýšila celková výkonnost systému a eliminovaly nevýhody jiných složek.

Jedna z nejjednodušších klasifikačních technik je klasifikátor k-nejbližší soused (k-NN- Nearest Neighbor). Klasifikace vektoru X vstupního charakteristického rysu se provádí určením k-nejbližších cvičného vektoru podle vhodné délkové míry. Vektor X je pak přidělený ke třídě, ke které patří většina těchto k- nejbližších sousedů. Algoritmus k-NN je

založený na funkci vzdálenosti a funkci vylučování k-NN, použitá metrika je euklidovská vzdálenost. Klasifikátor k-NN je běžný neparametricický sledovaný klasifikátor, který je uvedený aby poskytoval dobrý výkon pro optimální hodnoty. Jako většina řízených učících algoritmů se algoritmus k-NN skládá z cvičné fáze a testovací fáze. Ve cvičné fázi se referenční body udávají v n-rozměrném prostoru. Tyto cvičné referenční body mají s nimi spojené označení, označující jejich třídu. V testovací fázi jsou zadávané neoznačené údaje a algoritmus vytváří seznam k-nejbližších (již klasifikovaných) referenčních bodů pro neoznačené body. Algoritmus pak vrací třídu většiny z tohoto seznamu.

### 3. Měření EKG signálů

K měření se nejčastěji používají plovoucí nepolarizovatelné elektrody typu Ag-AgCl (destička z čistého stříbra pokrytá vrstvou chloridu stříbrného) opatřené komůrkou vyplněnou EKG pastou. Tyto elektrody patří mezi povrchové elektrody. Jsou poměrně velké a mají tak malý odpor. Jejich velkou výhodou je stálost a nízká cena. Spojení elektrod s přístrojem zajišťují speciální stíněné kabely, které často obsahují v samotné kabeláži ochranné obvody. To bývá častým problémem nekompatibility s jinými přístroji. Cílem stínění kabelů je snaha minimalizovat průnik elektromagnetického rušení do přívodních kabelů. Pro samotné snímání je nutné, aby pacient byl uvolněný a nedocházelo ke kontrakcím kosterní svaloviny, která způsobuje zkreslení EKG signálů [1, 6, 18].

Pro zobrazení snímaného signálu EKG a jeho následnou interpretaci a rozměření se používají dnes hlavně grafické displeje LCD s prosvětlením a různou jemností grafiky dle výrobce. Druhou možností je pořizování záznamů na termoreaktivní papír, kde se dnes výlučně využívá řádková termohlava. Ta obsahuje miniaturní odporové prvky seřazené do jedné přímky. Procházejícím proudem jsme schopni zahřát libovolný odpor na dostatečnou teplotu, aby došlo k interakci s termoreaktivním papírem a vznikl tak záznam. Omezujícím faktorem zápisu rychlých průběhů je schopnost zahřát, ale zejména chladit jednotlivé odpory. Pro zrychlení se používají principy založené na předžhavovacích impulsích [18].

#### 3.1 Standardní 12 svodový systém

Je dnes nejpoužívanější systém snímání elektrického signálu srdce z povrchu těla pomocí 12 svodů, které rozdělujeme do 3 skupin: bipolární končetinové svody, unipolární končetinové svody a unipolární hrudní svody.

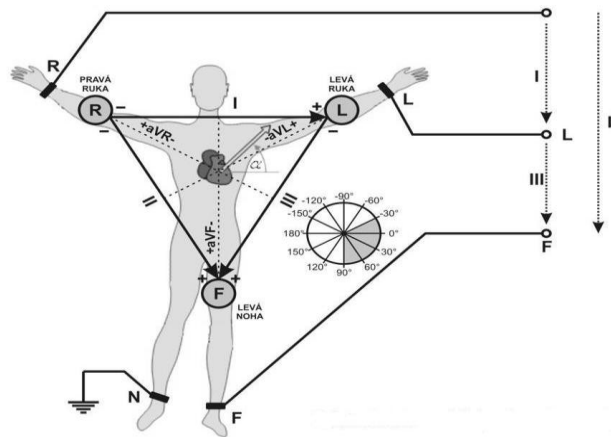
Bipolární končetinové svody (obr. 3.1) jsou tvořeny třemi elektrodami, které jsou zapojeny do tzv. Einthovenova trojúhelníku (pravá ruka, levá ruka, levá noha a pravá noha se používá jako zem). Končetiny můžeme považovat za prodloužení kabelů příslušného svodu a z tohoto důvodu budeme registrovat stejné EKG při umístění na zápěstí, na paži či na rameni. K označení svodů se používají římské číslice I, II a III. Bipolární svody znamená, že měříme rozdíl potenciálů mezi dvěma aktivními elektrodami. Pro napětí na jednotlivých svorkách platí [2,4]:

$$U_I = \Phi_L - \Phi_R \quad (3.1)$$

$$U_{II} = \Phi_F - \Phi_R \quad (3.2)$$

$$U_{III} = \Phi_R - \Phi_L \quad (3.3)$$

$$U_I + U_{III} = U_{II} \quad (3.4)$$



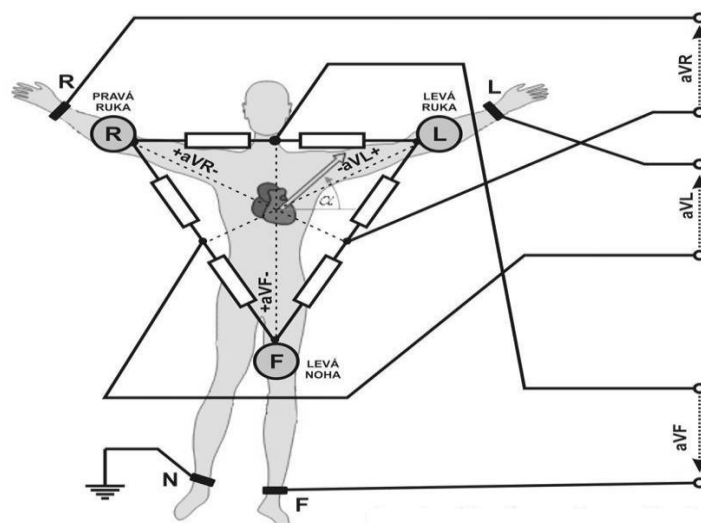
Obr. č. 3.1: Bipolární končetinové svody podle Einthovena [11]

Unipolární končetinové svody podle Goldberga (obr. 3.2) měly původně indiferentní elektrodu vytvořenou spojením všech tří končetinových elektrod přes odpor  $5k\Omega$  do centrální svorky. Toto zapojení později modifikoval Goldberg tak, že od centrální svorky odpojil vždy končetinu zapojenou současně na měřící (aktivní) elektrodu. Tím je amplituda záznamu zvýšena a svody se tak označují aVR, aVL a aVF (písmeno *a* znamená augmentovaný neboli zesílený). Pro napětí na jednotlivých svodech platí [2,4]:

$$U_{aVR} = \Phi_R - \frac{\Phi_L + \Phi_F}{2} \quad (3.5)$$

$$U_{aVL} = \Phi_L - \frac{\Phi_R + \Phi_F}{2} \quad (3.6)$$

$$U_{aVF} = \Phi_F - \frac{\Phi_R + \Phi_L}{2} \quad (3.7)$$

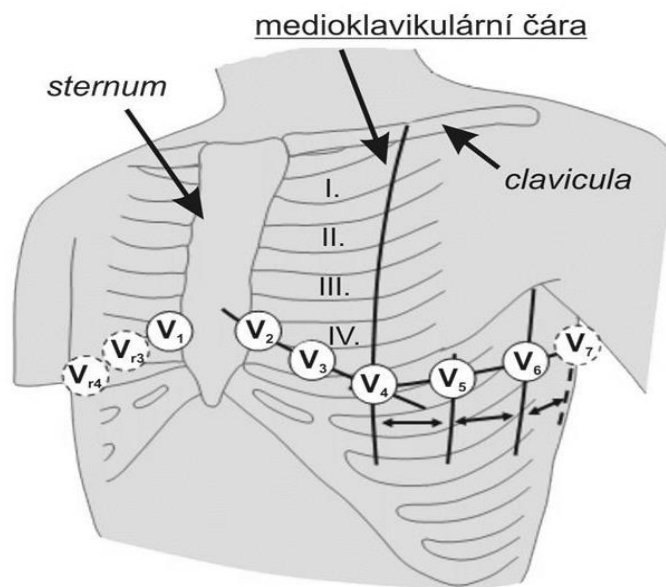


Obr. č. 3.2: Unipolární končetinové svody dle Goldberga [11]

Unipolární hrudní svody podle Wilsona (obr. 3.3) zobrazují aktivitu srdce do horizontální roviny, zatímco končetinové svody do frontální roviny. Dohromady tak umožňují prostorovou představu o elektrickém poli srdce. Referenční elektroda je vytvořena spojením tří končetinových elektrod přes odpor 5kΩ a aktivní snímací elektroda je umístěna na jednom ze šesti specifických míst na hrudníku. Svody se označují  $V_1 - V_6$  a napětí, které se měří mezi elektrodou na hrudníku a Wilsonovou svorkou, se označují  $U_1 - U_6$ . Platí pro ně následující vztahy [2,4]:

$$U_n = V_n - W; (n = 1..6) \quad (3.8)$$

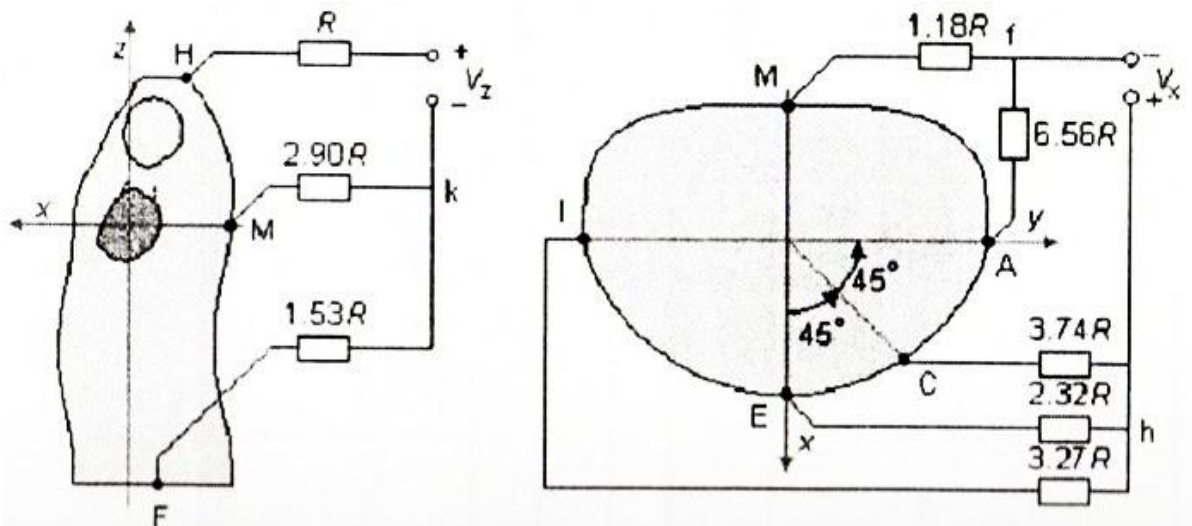
$$W = \frac{\Phi_R + \Phi_L + \Phi_F}{3} \quad (3.9)$$



Obr. č. 3.3: Unipolární hrudní svody podle Wilsona [11]

### 3.2 Ortogonální svodový systém

Poskytuje trojici signálů  $x$ ,  $y$  a  $z$ , ze kterých můžeme odvodit vektokardiogram. Ten nám umožňuje zobrazení sumárního vektoru ve třech základních na sobě kolmých rovinách a to sagitální, frontální a transverzální. Z toho také odvozen název svodového systému „ortogonální“. Nejrozšířenějším ortogonálním systémem je Frankův systém (obr. 3.4). Můžeme se také setkat s axiálním systémem McFee a systémem SVESIII.



Obr. č. 3.4: Rozmístění elektrod Frankova systému[7]

Pro napětí na svodech platí následující vztahy [7]:

$$U_x = 0.133A + 0.736M - 0.264I - 0.374E - 0.231C \quad (3.10)$$

$$U_y = 0.610A + 0.171C - 0.781I \quad (3.11)$$

$$U_z = 0.655F + 0.345M - 1.000H. \quad (3.12)$$

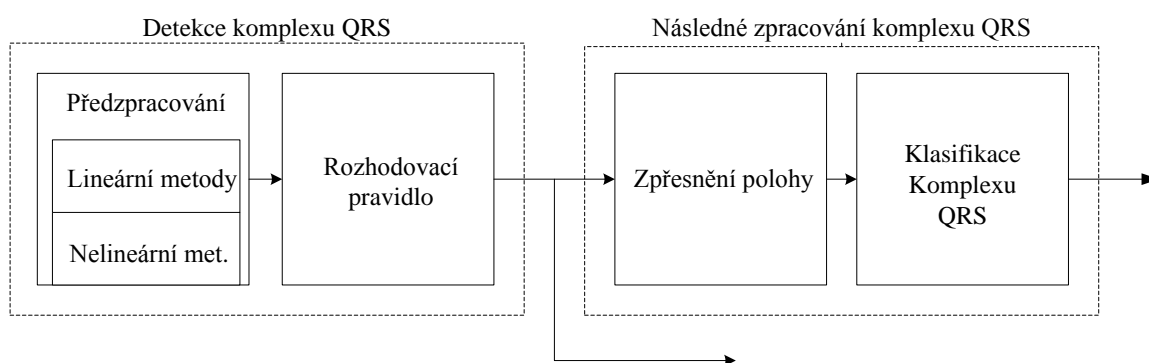
Vektokardiogram můžeme získat také z klasických unipolárních končetinových svodů a to vybráním takových svodů, které se svým průběhem podobají ortogonálním svodům, tzv. pseudoortogonální svody.

V praxi se ortogonální svod  $x$  nahrazuje svody  $I$ ,  $V5$  nebo  $V6$ . Ortogonální svod  $y$  se nahrazuje svody  $aVF$ ,  $III$  a ortogonální svod  $z$  svodem  $V2$  [7].

## 4. Detekce QRS komplexu

QRS komplex je nejvýraznější útvar v průběhu signálů EKG. Jeho rychlá, přesná a spolehlivá detekce je důležitá pro automatickou klasifikaci a pro celkovou kvalitu výsledků zpracování. Cílem detekce komplexu QRS je určit referenční body, které slouží navazujícím algoritmům pro orientaci v signálu. Musí se také vypořádat s velkou variabilitou signálů způsobenou postupnými nebo náhlými fyziologickými změnami (častým důvodem selhání detektorů jsou tvarově odlišné QRS komplexy, tzv. extrasystoly). EKG signály obsahují také rušení technickými artefakty, které jsou způsobeny rychlými změnami nulové izolácie signálu, síťovým rušením a svalovými myopotenciály (viz kapitola 2.1 Rušení EKG signálů). Míra vlivu jednotlivých druhů rušení se liší dle způsobu vyšetření (klidové EKG, zátěžové EKG, analýza dlouhodobého EKG - Holter monitoring, intrakardiální měření srdeční aktivity atd.) a tím se liší i používané algoritmy.

Činnost vlastního detektoru lze rozdělit na část předzpracování, kde se využívá jak lineárních, tak nelineárních metod a na část rozhodovací, kde se využívá příznakových, nebo i strukturálních rozhodovacích pravidel (obr. 4.1). V širším významu můžeme k detektoru zařadit blok pro zpřesnění polohy referenčního bodu a klasifikaci komplexu QRS, ačkoliv s rozhodnutím, zda je v signálu EKG komplex QRS nesouvisí [8].



Obr. č. 4.1: Blokové schéma detektoru QRS komplexu [1]

### 4.1 Předzpracování

Účelem předzpracování EKG signálů je zvýraznit komplex QRS a ostatní útvary včetně artefaktů a šumu potlačit. Důležitý parametr je vzorkovací frekvence, která ovlivňuje výslednou přesnost detekce.

## Lineární metody

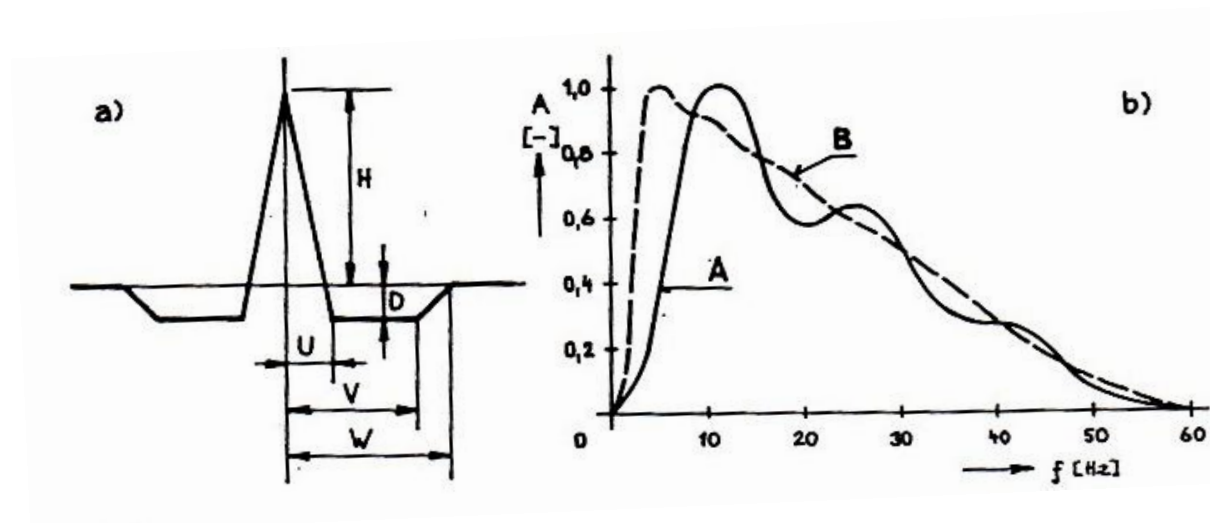
Vhodnou metodou je použití souhlasného (přizpůsobeného) filtru, který je představován vzájemnou korelací známého průběhu signálu se signálem, ve kterém chceme detekovat přítomnost šablony. Impulsní charakteristika takového filtru je dána časově inverzním průběhem detekovaného signálu [8].

Přizpůsobený filtr tak vlastně realizuje korelační detekci známého signálu (QRS komplex) v šumu, kde šumem rozumíme signál EKG včetně různých druhů rušení a artefaktů. Jako aparát pro řešení této úlohy se používá vzájemná korelační funkce (viz rovnice 4.1), která nám poskytuje informace o výskytu signálů a stanovení jeho umístění na časové ose, dané okamžikem  $\tau_0$ .

$$\begin{aligned} R_{xy}(\tau) &= E\{x(n)y(n+\tau)\} = E\{x(n)ax(n+\tau-\tau_0)\} + E\{x(n)v(n+\tau)\} = \\ &= aR_{xx}(\tau-\tau_0) + R_{xv}(\tau) \end{aligned} \quad (4.1)$$

, kde  $x(n)$  je hledaný signál,  $y(n)$  je přijatý signál a maximum odezvy nastává pro  $\tau = \tau_0$  [9].

Pro souhlasný filtr se používá symetrická impulsní charakteristika, jejíž obecný tvar je na obr. 4.2a. Hodnoty parametrů  $H$ ,  $U$ ,  $V$ ,  $W$  a  $D$  zcela definují průběh impulsní charakteristiky a nastavují se z hlediska optimalizace detektoru a jeho citlivosti k detekci extrasystol (tvarově odlišných QRS komplexů, které bývají často příčinou selhání detektorů) [8].

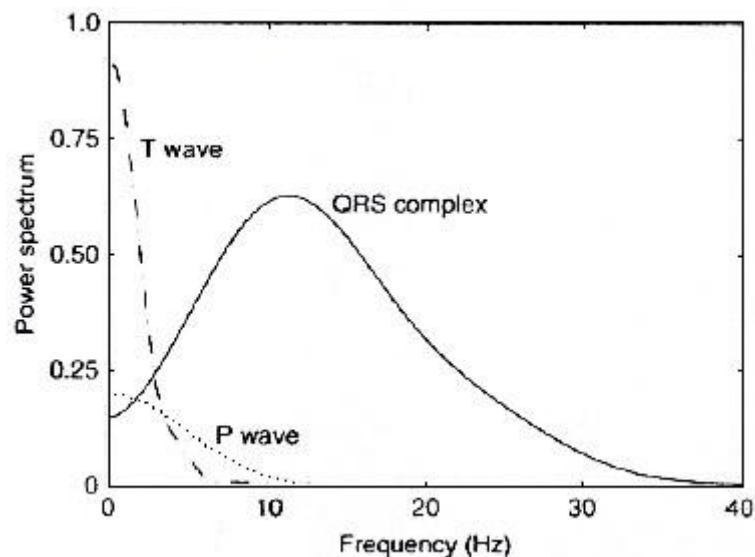


Obr. č. 4.2a: Návrh souhlasného filtru pro detekci komplexu QRS

Obr. č. 4.2b: Průběh frekvenční charakteristiky souhlasného filtru pro různé parametry [8]

Na obr. 4.2b jsou naznačeny dvě amplitudové charakteristiky takto určených filtrů. Souhlasný filtr je vhodný v případě, že tvary jednotlivých QRS komplexů v signálu jsou si podobné a známe jejich tvar. To ovšem pro reálný signál vzhledem k jeho variabilitě je problém. Proto nemůžeme na lineární časově invariantní filtr klást přesné a konkrétní požadavky, ale je nutné vycházet z obecných vlastností průběhu komplexu QRS.

Dle frekvenční charakteristiky (obr. 4.3) má většinu své energie komplex QRS v rozmezí 5-30Hz s tím, že funkce hustoty dosahuje maxima mezi 10 a 15 Hz. Do tohoto frekvenčního rozsahu výrazně nezasahuje žádná jiná část EKG signálu ani rušení brumem, driftem či myopotenciály a proto je vhodná pro použití lineární pásmové propusti s mezní frekvencí orientačně odpovídající rozsahu komplexu QRS [8].



Obr. č. 4.3: Výkonové spektrum signálu EKG [10]

### Nelineární metody

Mezi nelineární metody řadíme použití statistického modelu signálu EKG znehodnoceným stacionárním Gaussovým šumem. Činnost detektoru založeným na tomto modelu závisí na apriorní informaci o počtu komplexů, jejich amplitudách, šířkách a i okamžiku výskytu. Obecně nelineární metody pro předzpracování EKG signálů zatím nenašly příliš široké využití [8].

### 4.2 Detektory QRS komplexu

Cílem detektorů komplexu QRS je dle rozhodovacích pravidel určit, zda se v daném úseku zpracovávaného EKG signálu nachází QRS komplex nebo nikoliv. Kromě samotného

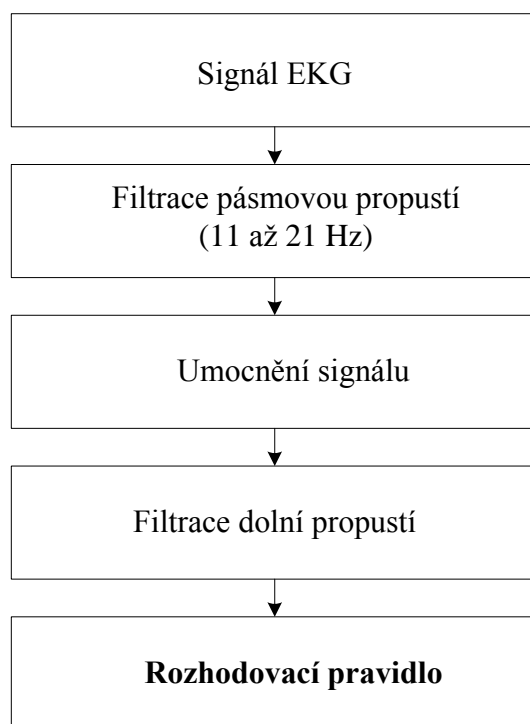
rozhodnutí může detektor obsahovat algoritmy pro další zpracování, jako je vymezení hranic QRS komplexu, upřesnění polohy referenčního bodu nebo klasifikace tvaru komplexu QRS.

Součástí rozhodovacích pravidel je prahové kritérium a nalezení referenčního bodu. V praxi se používají základní prahová kritéria, na která mohou navazovat adaptivní prahová kritéria [2].

Základní prahové kritérium navazuje na blok předzpracování a tvoří jej tzv. učební fáze, která trvá cca 2 sekundy. U krátkých signálů s malým rušením se nastavuje konstantní práh na hodnotu 40% maxima. U delších signálů s malým rušením se nastavuje první práh na 40% maxima a další práh na 40% předchozího maxima. V případě vyšší úrovně šumu se nastavuje práh na 40% rozdílu maxima a úrovně šumu. Po základním prahovém kritériu následuje nalezení referenčního bodu nebo se aplikují ještě adaptivní prahová kritéria. Mezi ně patří využití refrakterní fáze po detekci QRS komplexu (cca 0,15 sekund), kdy další QRS komplex neočekáváme. V tuto dobu práh monotónně klesá až po určitou mez. Druhé adaptivní kritérium zpětně (v opačném směru) testuje menší práh, jestli po 1,66 násobku předchozího RR intervalu nebyl nalezen QRS komplex. Po adaptivních prahových kritériích následuje nalezení referenčního bodu [2].

### **Detektor QRS komplexu založený na umocnění filtrovaného signálu**

Vstupní signál je nejprve filtrovaný pásmovou propustí v rozsahu cca 11 až 21 Hz, kde se nachází maximum výkonu QRS komplexu a následně pro zvýraznění je ještě signál umocněn na druhou. Lze ovšem použít i umocnění na čtvrtou nebo i trochu jiný rozsah pásmové propusti. Pro vyhlazení je signál ještě jednou filtrovaný dolní propustí s obdélníkovou impulsní charakteristikou. Dále následuje hodnota prahu, kde při jejím překročení dojde k zaznamenání R-vlny. Velikost prahu může být konstantní nebo proměnlivá v závislosti na velikosti R-vlny. Nejčastěji se nastavuje jako 40% maxima. Výhodou tohoto detektoru je, že vstupní signál nemusí být předzpracovaný. Vlivem pásmové propusti dochází k filtraci jak driftu, tak brumu. Nevýhodou je naopak selhávání detektoru při zátěžovém EKG, kdy rušení myopotenciály výrazně zasahuje do spektra QRS komplexu. Schéma detektoru je uvedeno na obr. 4.4 [2].



Obr. č. 4.4: Detekce QRS komplexu založená na umocnění filtrovaného signálu

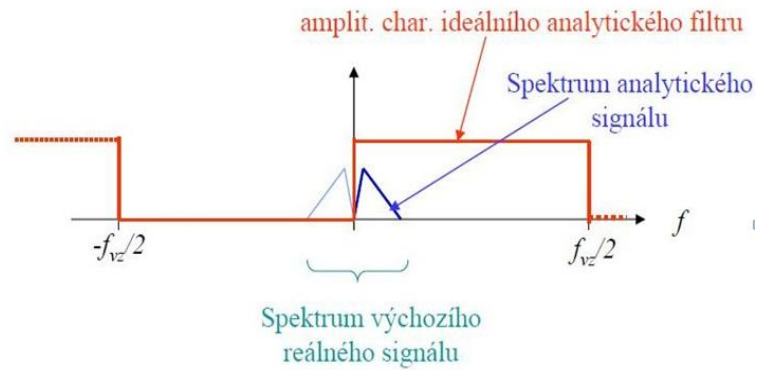
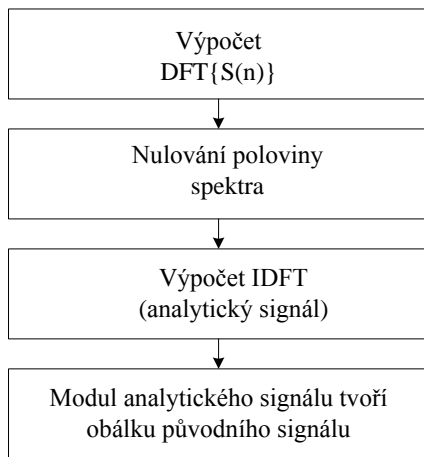
#### Detekce QRS založená na obálce filtrovaného signálu

Při detekci založená na obálce filtru je prvním krokem samotné detekce určit obálku filtrovaného signálu. To se provádí výpočtem DFT (diskrétní Fourierova transformace), která je definovaná rovnicí (4.2). DFT je zvláštním případem DTFT (Fourierova transformace diskrétního signálu) pro níž platí, že pro výpočet budeme užívat právě jen  $N$  vzorků signálu, nebo-li pro  $n > N$  je signál nulový. Pak DFT posloupnosti  $N$  vzorků v originální oblasti jednoznačně přiřazuje stejně dlouhou posloupnost ve frekvenční oblasti. DFT je inverzibilní, tzv. platí  $DFT^{-1}\{DFT\{f\}\} = f$  a je definována vztahem (4.3) [2,9].

$$DFT\{f_n\} = \left\{ F_k = \sum_{n=0}^{N-1} f_n W^{kn} \right\}, W = e^{-j\frac{2\pi}{N}} \quad (4.2)$$

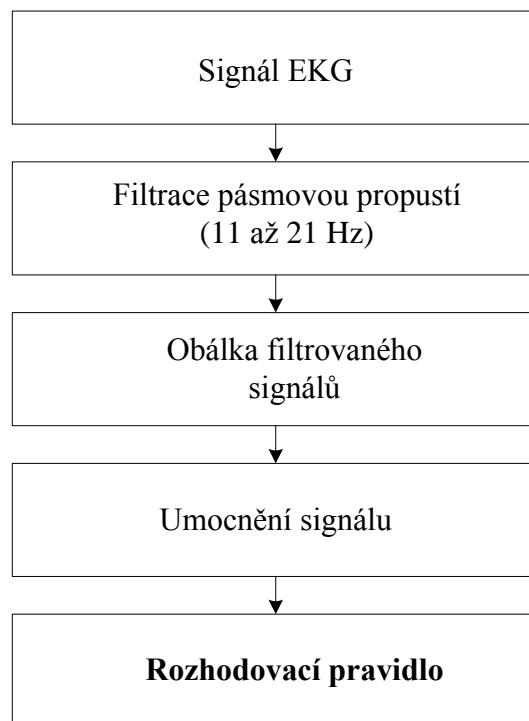
$$DFT^{-1}\{F_k\} = \left\{ f_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F_k W^{-nk} \right\}, W = e^{-j\frac{2\pi}{N}} \quad (4.3)$$

Po výpočtu DFT získáme spektrum signálu, který je periodický a symetrický podle počátku (obr. 4.5). Provedeme tak nulování poloviny spektra. Abychom získali opět signál v originální oblasti, použijeme  $DFT^{-1}$  (inverzní diskrétní Fourierova transformace) a výsledný signál označujeme jako analytický a tvoří obálku původního signálu [2,9]. Pro realizaci výpočtu obálky signálu se používá Hilbertův transformátor (viz níže).



Obr. č. 4.5: Výpočet obálky filtrovaného signálu [2]

Samotná detekce QRS komplexu je potom podobná detekci popsané v předešlé kapitole a je znázorněna na obr. 4.6. Po filtraci PP vypočítáme obálku filtrovaného signálu a umocníme na druhou. Následuje rozhodovací práh, který může být jak konstantní, tak proměnlivý. Nevýhodou této metody je, že ji nelze provádět v reálném čase.



Obr. č. 4.6: Detekce QRS komplexu založená na obálce filtrovaného signálů

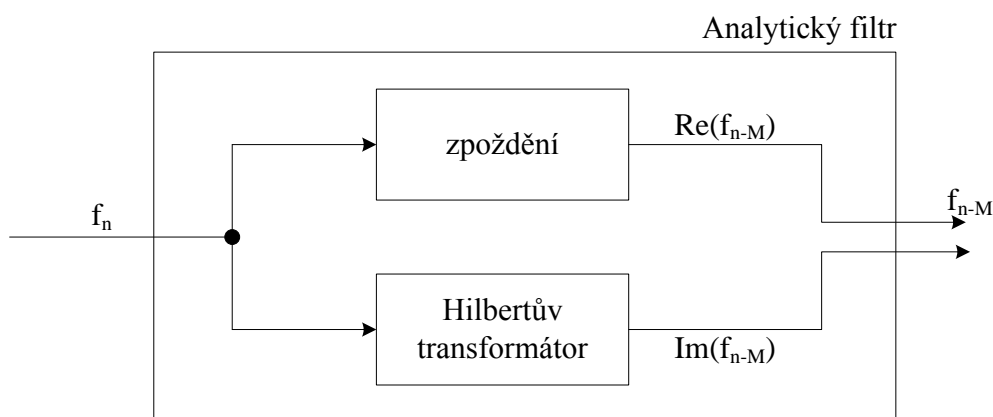
## Hilbertův transformátor

Vychází z jednorozměrné Hilbertovi transformace funkce spojité proměnné. Lze ji realizovat konvolucí mezi transformovanou funkcí a převrácenou hodnotou příslušné proměnné (rov. 4.4) [9].

$$H\{f(t)\} = \frac{1}{\pi} f(t) * \frac{1}{t} \quad (4.4)$$

Tato transformace vyjadřuje vztah mezi reálnou a imaginární složkou spektra spojitých signálů, které jsou kauzální, tj. platí  $f(t) = 0, t < 0$ . Výstupem Hilbertovi transformace je analytický signál s jednostranným spektrem a jeho absolutní hodnota tvoří obálku původního signálu.

Výpočet analytického signálu, přesněji jeho aproximace, je uvedena na obr. 4.7. Vstupem celého systému označovaného jako analytický filtr je diskretní reálný signál  $f_n$ . Jeho výstupem je komplexní signál, jehož imaginární složka je výstupem Hilbertova transformátoru a reálná složka je zpožděný vstupní signál. Zpoždění reálné složky  $M$  vyrovnává zpoždění způsobené aproximací Hilbertova transformátoru. Obě zpoždění musí být stejná [9].



Obr. č. 4.7: Schéma analytického filtru

Hilbertův transformátor je popsán frekvenční charakteristikou [9]:

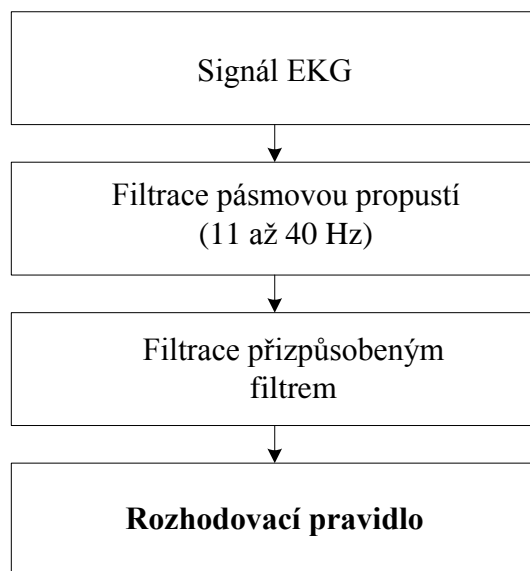
$$H(\omega) = \begin{cases} -j, & 0 \leq \omega T < \pi \\ +j, & -\pi \leq \omega T < 0 \end{cases} \quad (4.5)$$

A odsud dostáváme pro impulsní charakteristiku [9]:

$$h_n = \frac{1}{2\pi} \left( \int_0^\pi -j e^{j\omega n T} d(\omega T) + \int_{-\pi}^0 j e^{j\omega n T} d(\omega T) \right) = \begin{cases} \frac{1 - e^{jn\pi}}{n\pi}, & n \neq 0 \\ 0, & n = 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

### Detekce QRS založená na přizpůsobené filtraci

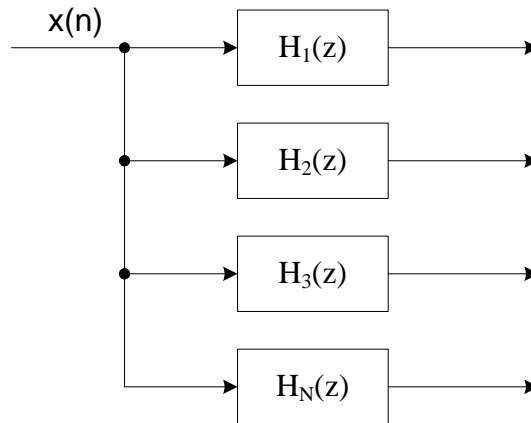
Využívá tzv. přizpůsobeného filtru, popsáno v kapitole 4.1, jehož výsledkem jsou autokorelační „špičky“ hledaných impulsů (QRS komplex). Pro samotnou detekci se nejdříve využívá filtrace pásmovou propustí (PP) o rozsahu 15 – 40Hz a potom následuje filtrace přizpůsobeným filtrem. Schéma je zobrazeno na obr. 4.8. Rozhodovací pravidlo se na začátku nastavuje jako 90% maxima z úseku o délce 1,5 s končícím 200 ms po komplexu QRS. Následující práh se nastavuje jako 40% maxima tohoto úseku [2].



Obr. č. 4.8: Schéma detekce QRS založené na přizpůsobené filtraci

### Detekce QRS komplexu založená na rozkladu signálu bankou filtrů

Využívá se banka pásmových propustí (obr. 4.9). Při detekci dochází k rozdělení na bloky. V každém bloku dochází k odvození prahové hodnoty a hledají se nadprahové hodnoty ve stejných lokalitách ve dvou sousedních pásmech, ty potom představují QRS komplex. Hledání začíná od nejvyššího pásma směrem dolů. Počet pásmových propustí a jejich přesné mezní frekvence nejsou přesně dány. Jejich charakteristiku můžeme vyjádřit pomocí obrazového přenosu  $H(z)$  (viz rov. 4.7) [2].



Obr. č. 4.9: Banka filtrů pásmových propustí s obrazovým přenosem  $H(z)$

$$H(z) = A \frac{z^{m-r} \prod_{i=1}^r (z-n_i)}{\prod_{j=1}^m (z-p_j)}, \quad (4.7)$$

Kde  $A$  je zesílení,  $n_i$  a  $p_j$  jsou kořeny polynomů (nulové body a póly) a  $z$  je komplexní číslo.

### Třívodové detektory

Vycházejí z ortogonálních svodů ( $x, y, z$ ) nebo můžeme využít pseudoortogonálních svodů (viz kapitola 3.2).

Detektory mohou vycházet z více možností [2]:

z modulu vektoru prostorové rychlosti

$$r(n) = \sqrt{(x(n) - x(n-1))^2 + (y(n) - y(n-1))^2 + (z(n) - z(n-1))^2}, \quad (4.8)$$

z čtverce modulu vektoru prostorové rychlosti

$$r^2(n) = (x(n) - x(n-1))^2 + (y(n) - y(n-1))^2 + (z(n) - z(n-1))^2, \quad (4.9)$$

z funkce absolutních hodnot diferencí

$$ad(n) = |x(n) - x(n-1)| + |y(n) - y(n-1)| + |z(n) - z(n-1)|, \quad (4.10)$$

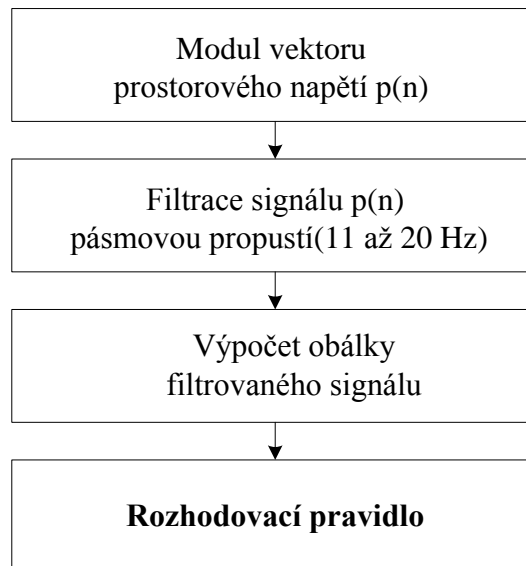
z modulu vektoru prostorového napětí

$$p(n) = \sqrt{x^2(n) + y^2(n) + z^2(n)}, \quad (4.11)$$

nebo z difference modulu vektoru prostorového napětí

$$dp(n) = \sqrt{x^2(n) + y^2(n) + z^2(n)} - \sqrt{x^2(n-1) + y^2(n-1) + z^2(n-1)}. \quad (4.12)$$

Detektory vycházející z pseudoortogonálních nebo ortogonálních svodů spolehlivě detekují různé typy QRS komplexu.



Obr. č. 4.10: Schéma detekce QRS komplexu z modulu vektoru prostorového napětí

### 4.3 Hodnocení spolehlivosti detekce QRS komplexu

Pro hodnocení detekce QRS komplexu se používá sensitivita ( $S^+$ ) a pozitivní prediktivní hodnota (PPH), někdy označována zkráceně jako prediktivita ( $P^+$ ). Pro jejich výpočty slouží následující vztahy:[2]

$$S^+ = \frac{SP}{SP+FN} \cdot 100 [\%], \quad (4.13)$$

$$P^+ = \frac{SP}{SP+FP} \cdot 100 [\%], \text{ kde} \quad (4.14)$$

SP...počet správně pozitivních detekcí

FN...počet falešně negativních detekcí

FP...počet falešně pozitivních detekcí.

Sensitivita nám udává pravděpodobnost pozitivní detekce v případě, kdy je přítomen komplex QRS. Pozitivní prediktivita nám vyjadřuje pravděpodobnost přítomnosti komplexu QRS při pozitivní detekci.

## 5. PhysioNet - zdroj pro výzkum a vzdělávání

Vznikl v roce 1999 a je určen pro podporu aktuálního výzkumu a nových šetření v rámci studia biomedicínských a fyziologických signálů. Nabízí volný přístup přes web k rozsáhlým databázím fyziologických signálů a souvisejícího open-source software. Jedná se o veřejnou službu financovanou National Institutes of Health, NIBIB (National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering) a NIGMS (National Institute of General Medical Sciences).

PhysioNet je tvořen třemi částmi, které jsou spolu úzce propojeny: PhysioBank, PhysioToolkit a PhysioNet [12].

### 5.1 PhysioBank

Je velký a stále rostoucí archiv obsahující digitální nahrávky fyziologických signálů, časových řad a souvisejících dat pro použití biomedicínského výzkumu. PhysioBank v současné době zahrnuje více než 50 sbírek kardiopulmonálních, nervových a dalších biomedicínských signálů od zdravých jedinců až k pacientům s různými patofyziologickými poruchami včetně náhlé srdeční smrti, srdečnímu selhání, epilepsie, poruchy chůze a spánkové apnoe. Tyto sbírky obsahují údaje z celé řady studií a přispívají sem i členové vědecké komunity [12].

### 5.2 PhysioToolkit

Je velká rostoucí knihovna softwaru pro zpracování fyziologických signálů a jejich analýzu včetně detekce za použití jak klasických technik, tak na nelineární dynamice, charakterizace signálů, vytváření nových databází, simulaci fyziologických a jiných signálů. Dále sem řadíme kvantitativní hodnocení a srovnávací metody analýzy a analýzu nestacionárních procesů.

Jednotlivé téma mnoha výzkumných projektů, které přispívají k PhysioToolkit, je získávání nových informací o biomedicínských signálech. Tyto informace mohou mít diagnostický nebo prognostický význam v medicíně. Veškerý software PhysioToolkit je ve formě zdrojových kódů jako General Public [12].

### 5.3 PhysioNet

PhysioNet byla založena jako nástroj pro svobodné a otevřené šíření záznamů biomedicínských signálů a open-source software pro analýzu. Poskytuje software pro

kooperativní analýzu dat a vyhodnocení navrhovaných nových algoritmů. Kromě poskytování bezplatného elektronického přístupu k údajům (PhysioBank, PhysioToolkit software) nabízí také servis a školení prostřednictvím on-line konzultací s cílem pomoci uživatelům.

Spolupracuje s Computing in Cardiology conference. Mnoho studentů a vědců řeší problémy klinického nebo základního vědeckého zájmu s využitím dat a programů poskytovaných PhysioNet.

PhysioNet je fórem pro výměnu dat a programů mezi výzkumníky. Příspěvky dat do PhysioBank a software pro PhysioToolkit jsou vítány od každého. Avšak všechny příspěvky jsou přísně vyhodnocovány, aby výzkumní pracovníci a uživatelé s nimi mohli s důvěrou pracovat. Z tohoto důvodu jsou všechny data a software prozkoumány a zařazeny do jedné ze tří tříd [12]:

**Třída 1:** databáze a software jsou plně podporovány. Databáze byly pečlivě prozkoumány a okomentovány. Software byl důkladně otestován.

**Třída 2:** databáze a software jsou archivní kopie materiálů, které pochází z veřejných výzkumů od konkrétních autorů či časopisů. Data a software se udržují v původním stavu, případné chyby se oznamují přímo autorům.

**Třída 3:** databáze dat, která je méně prostudovaná než třída 1. Tato databáze obsahuje probíhající práce, ke kterým byli uživatelé vyzváni, aby přispěli. Software obsahuje kód, který může vyžadovat další testování a vývoj. Všichni uživatelé se na něm mohou podílet.

## 5.4 Načítání signálu

Signály ve PhysioBank jsou uloženy v jednotlivých databázích. Každá databáze obsahuje seznam všech jejích signálů. Ve většině případů se záznam skládá ze tří souborů, které mají stejný název. Soubory se od sebe odlišují jinými příponami, které označují jejich obsah.

Například, MIT-BIH Arytmie Databáze obsahuje záznam „100“ obsahující tři soubory `100.atr`, `100.dat` a `100.he`. Téměř všechny záznamy obsahují koncovku „.dat“ (signál) soubor, který obsahuje digitalizované vzorky jednoho nebo více signálů. Tyto soubory mohou být velmi velké, řádově stovky MB. Koncovka „.hea“ (záhlaví), soubor je krátký textový dokument, který popisuje signál (název, formát ukládání, počet a typ signálu, vzorkovací frekvence, kalibrační údaje, doba záznamu atd.). Koncovka „.atr“ obsahuje anotaci, která poskytuje informace o signálu a případné poznámky.

Pro načítání signálů v prostředí matlab můžeme použít balíček „The WFDB Toolbox for Matlab“, který nám poskytne funkce pro práci se signály (viz níže).

<i>rdann</i>	<i>read annotation files for WFDB records</i>
<i>rdsamp</i>	<i>read signal files of WFDB records</i>
<i>setwfdb</i>	<i>set WFDB paths to default values</i>
<i>time2sec</i>	<i>convert WFDB-format time intervals into seconds</i>
<i>wfdb_config</i>	<i>return version and compilation information about the WFDB library</i>
<i>wfdbdesc</i>	<i>return specifications for signals in WFDB records</i>
<i>wfdbwhich</i>	<i>find the location of files belonging to WFDB records</i>
<i>wrann</i>	<i>write annotations for WFDB records into annotation files</i>
<i>wrsamp</i>	<i>write signal data into WFDB-compatible records</i>

Nevýhodou je nekompatibilita s některými verzemi Matlabu a nutná instalace. Jako druhá možnost je využití nástroje „PhysioBank ATM“, který umožňuje převedení signálu do formátu s koncovkou „.mat“ (obr. 5.1). Kromě možnosti uložit signál s koncovkou „.mat“ nám „PhysioBank ATM“ vypíše parametry signálu (vzorkovací frekvence, délka signálu, počet vzorků atd.)

### Příklad:



Obr. č. 5.1: Nastavení převodu signálu z databáze Physiobank do formátu „.mat“

## Výstup:

Download: [aami3am.mat](#) (14424 bytes), [aami3am.heg](#) (180 bytes), or the [information shown below](#) (319 bytes).

Download [plotATM.m](#) (a function that works in either Matlab or Octave) to read aami3a.mat and aami3a.info and plot the converted data.

```
plotATM('aami3am.mat', 'aami3am.info')

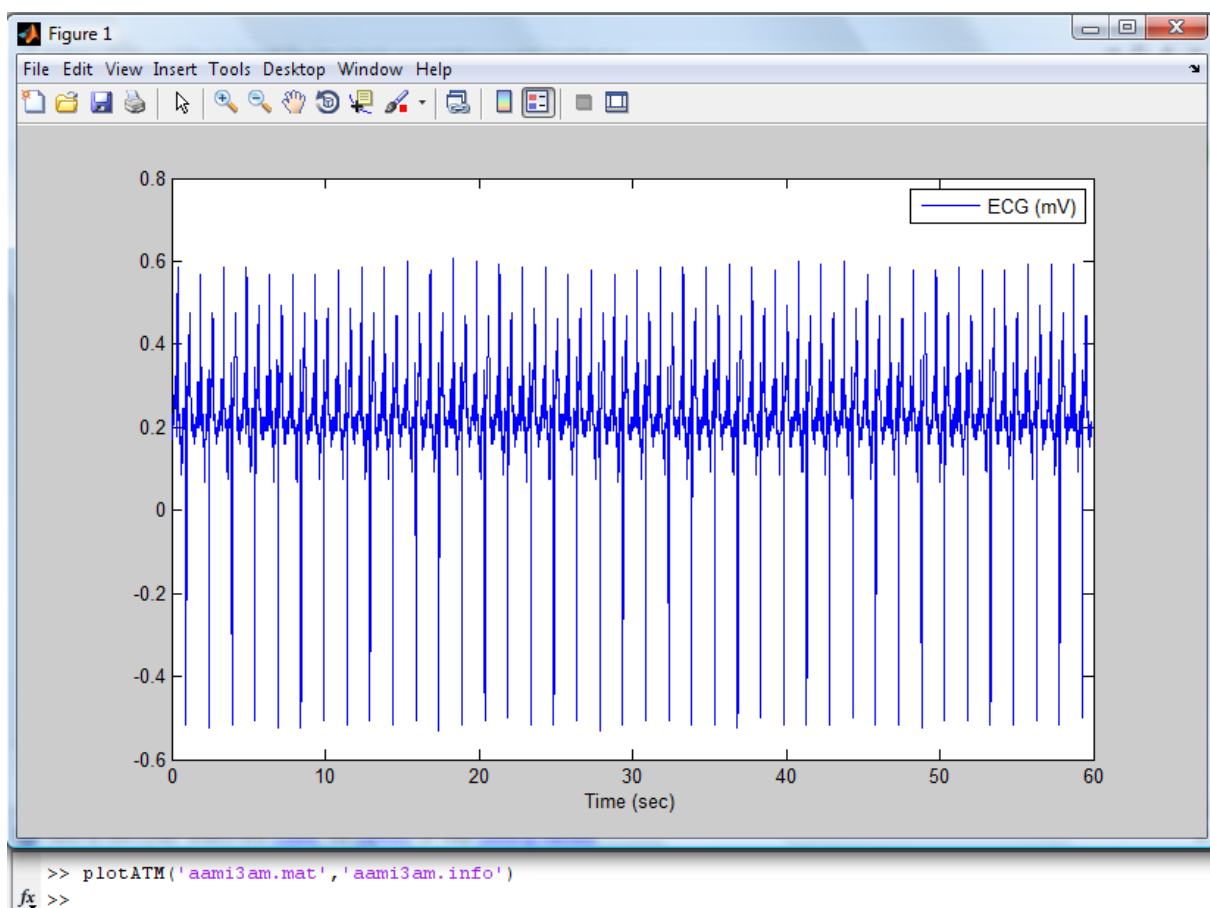
to do so.
Source: record aami-ec13/aami3a
val has 1 row (signal) and 7200 columns (samples/signal)
Duration:      0:10
Sampling frequency: 720 Hz Sampling interval: 0.001388888889 sec
Row   Signal Gain   Base   Units
1     ECG   130   2048   mV

To convert from raw units to the physical units shown
above, subtract 'base' and divide by 'gain'.
```

Obr. č. 5.2: Výstup obsahující informace o signálu a možnost stáhnutí signálu

V úvodních informacích ke konkrétní databázi je vždy uveden i kvantovací krok signálu, v tomto případě se jednalo o 12-bitové rozlišení. Pro samotné načtení signálu a jeho vykreslení v matlabu lze pak použít příkaz *load* a *plot* nebo si stáhnout funkci *plotATM* (obr. 5.2).

## Ukázka:



Obr. č. 5.3: Vykreslení signálu v programu matlab pomocí příkazu plotATM

## 6. Systém Biopac

BIOPAC byl založen v roce 1985 a je po celém světě znám jako poskytovatel hardwaru a softwaru pro vědecký výzkum. Zabývá se návrhem a tvorbou vzdělávacího a výzkumného softwaru, analytických systémů včetně měničů, elektrod, zesilovačů, nahrávacího příslušenství a vzdělávacích materiálů pro komunity vědeckého výzkumu, jako jsou vysoké školy, nemocniční zařízení, farmaceutické společnosti a výzkumné ústavy. Přístroje, součástky a příslušenství poskytující BIOPAC System nejsou určeny pro diagnostiku, léčbu nebo prevenci onemocnění. Je tvořen třemi částmi [13]:

Výzkumná část: MP systems with AcqKnowledge - založena 1989

Vzdělávací část: Biopac Student Lab & BSL PRO - založena 1997

Sekundární vzdělávací část: Biopac Science Lab - založena 2005

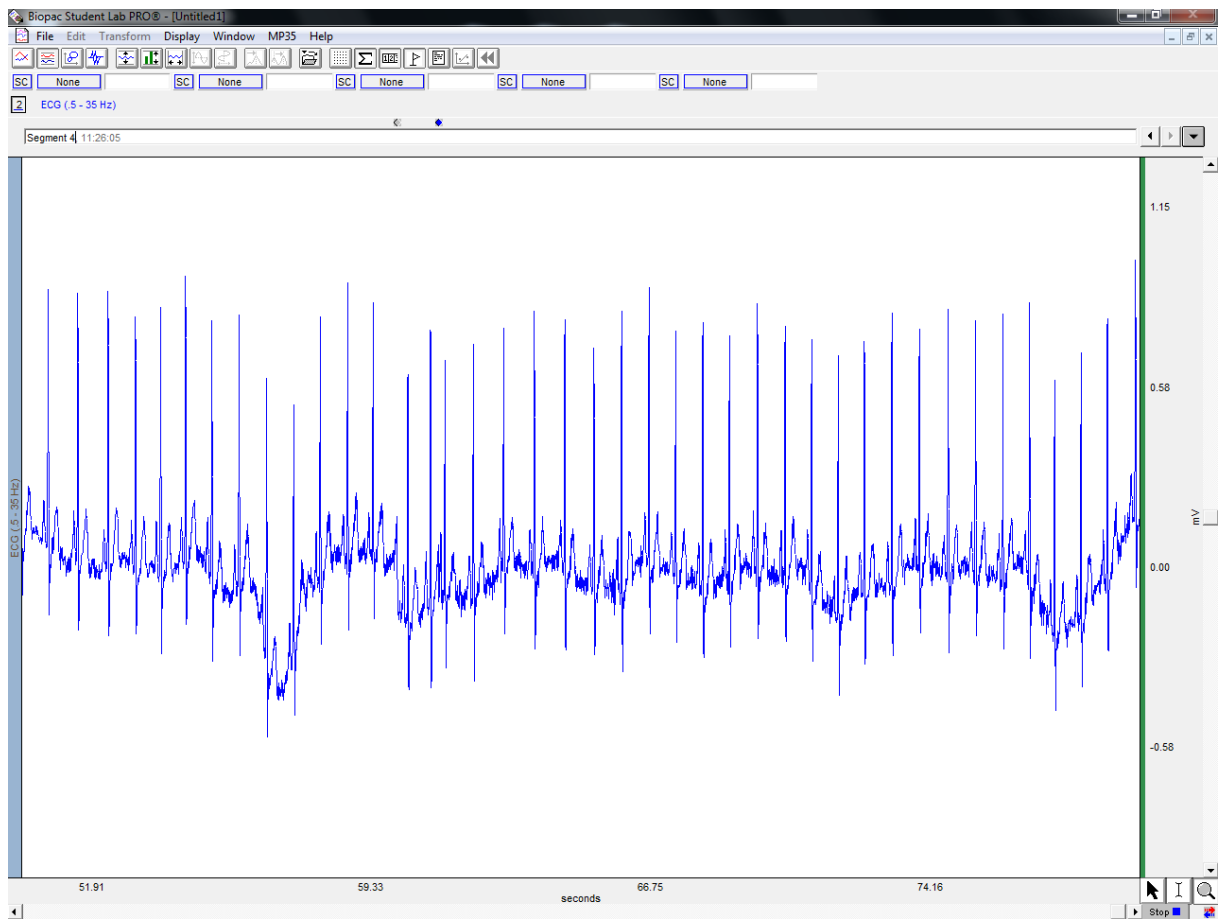
### 6.1 Biopac Student Lab

Systém Biopac se zabývá rozvojem hardwaru a softwaru pro vzdělávací a výzkumné potřeby. Jeden z významných produktů je systém Biopac Student Lab, který slouží k zaznamenávání a zpracování informací o fyziologickém stavu člověka, ať už se jedná o teplotu kůže, signál EKG či pohyb paže. Hlavní částí tohoto systému je akviziční jednotka MP30 nebo MP35, která slouží pro snímání signálů a umožňuje připojení mnoha snímacích elektrod pro různá měření (EMG, EKG, EEG, EOG, reakční čas, dýchací pohyby atd.). Tato jednotka je propojena s počítačem, kde pomocí softwaru BSL PRO (součást systému Biopac Student Lab) můžeme provádět měření, analýzu a vyhodnocení dat. Akviziční jednotka tak převádí snímaný signál do formátu, který umožňuje čtení dat na počítači [13].

Snímaný signál může být zobrazen jako přímý záznam elektrického signálu z kanálu akviziční jednotky (ve voltech) nebo může být zpracován a zobrazen jako jiný průběh, např. EKG signál zobrazený na displeji jako BPM průběh (počet tepů za minutu).

### 6.2 Snímání EKG signálu pomocí Biopac Student Lab

Pro snímání EKG signálu je využito pouze tří končetinových svodů (Einthovenův trojúhelník). Základní parametry snímání (vzorkovací frekvence, délka záznamu, atd.) jsou zobrazeny přímo v grafickém prostředí programu (obr. 6.1). Biopac Student Lab umožňuje nastavení mnoha parametrů, které jsou v signálu detekovány (maxima, minima, délka segmentů, tepová frekvence, atd.). Samotný signál potom můžeme uložit do textového dokumentu a zpracovat i v jiném programu.

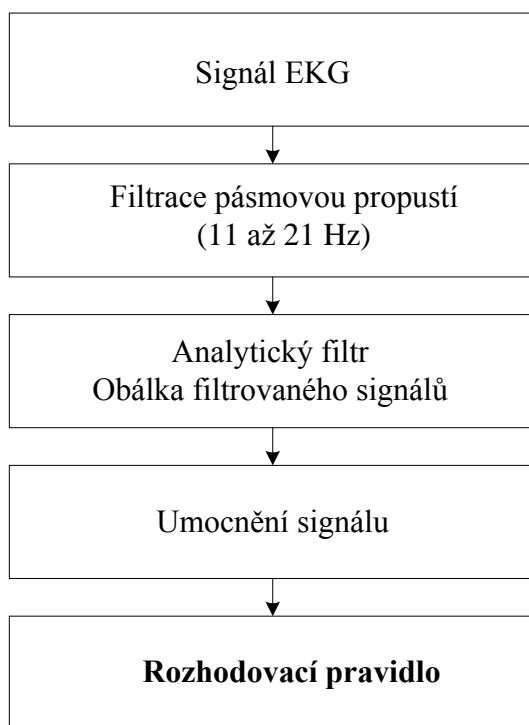


*Obr. č. 6.1: Záznam signálů EKG ze systému Biopac Student Lab*

## 7. Návrh detektoru komplexů QRS založený na obálce filtrovaného signálu.

Detektor vychází z návrhu detektoru, který je popsán v kapitole 4.2 Detektor QRS komplexu založený na umocnění filtrovaného signálu. Pro výpočet obálky filtrovaného signálu je zde užito Hilbertova transformátoru, který je využit pro návrh analytického filtru popsaneého v kapitole 4.4.

Samotný postup detekce QRS komplexu je znázorněna na obr. 7.1. Po filtraci PP, která nám zvýrazní komplex QRS a ostatní vlny v signálu potlačí, vypočítáme obálku filtrovaného signálu, čímž dojde k vyhlazení signálu. Vyhlazený signál je pro detekci snadnější, protože detektor porovnává jednotlivé prvky signálu s prahem. V případě nevyužití obálky filtrovaného signálu je větší riziko, že dojde k falešné detekci. Po analytickém filtru je signál ještě umocněn, aby došlo k zvýraznění QRS komplexu proti pozadí. Následuje rozhodovací práh, který je zde realizován jak konstantní, tak i proměnlivý (adaptivní). Nevýhodou tohoto detektoru je, že detekci nelze provádět v reálném čase.

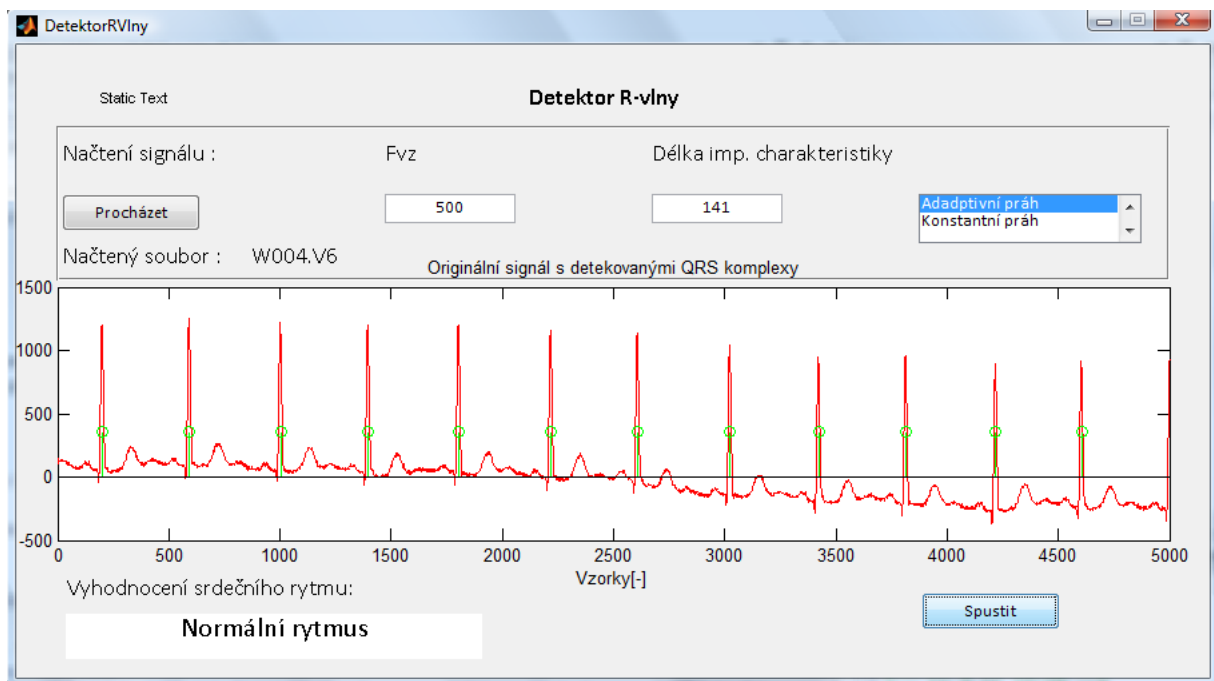


Obr. č. 7.1: Detekce QRS komplexu založená na obálce filtrovaného signálu

Detektor realizovaný dle tohoto schématu je dále doplněn o refrakterní fázi.

## 7.1 Rozhraní programu

Samotný detektor R-vlny je realizován v grafickém prostředí programu matlab (GUIDE) a to z důvodu přehlednosti a jednoduchosti ovládání pro uživatele. Po spuštění programu uživatel pomocí tlačítka *Procházet* vybere signál, ve kterém chce detekovat R-vlny (obr. č. 7.2). Poté nastaví hodnoty vzorkovací frekvence, délky impulsní charakteristiky a druh prahu, který chce použít. Samotná detekce je spuštěna tlačítkem *Spustit*. Program po spuštění zobrazí originální signál s označenými QRS komplexy (zeleně) a provede základní vyhodnocení rytmu (normální rytmus, bradykardie, tachykardie).



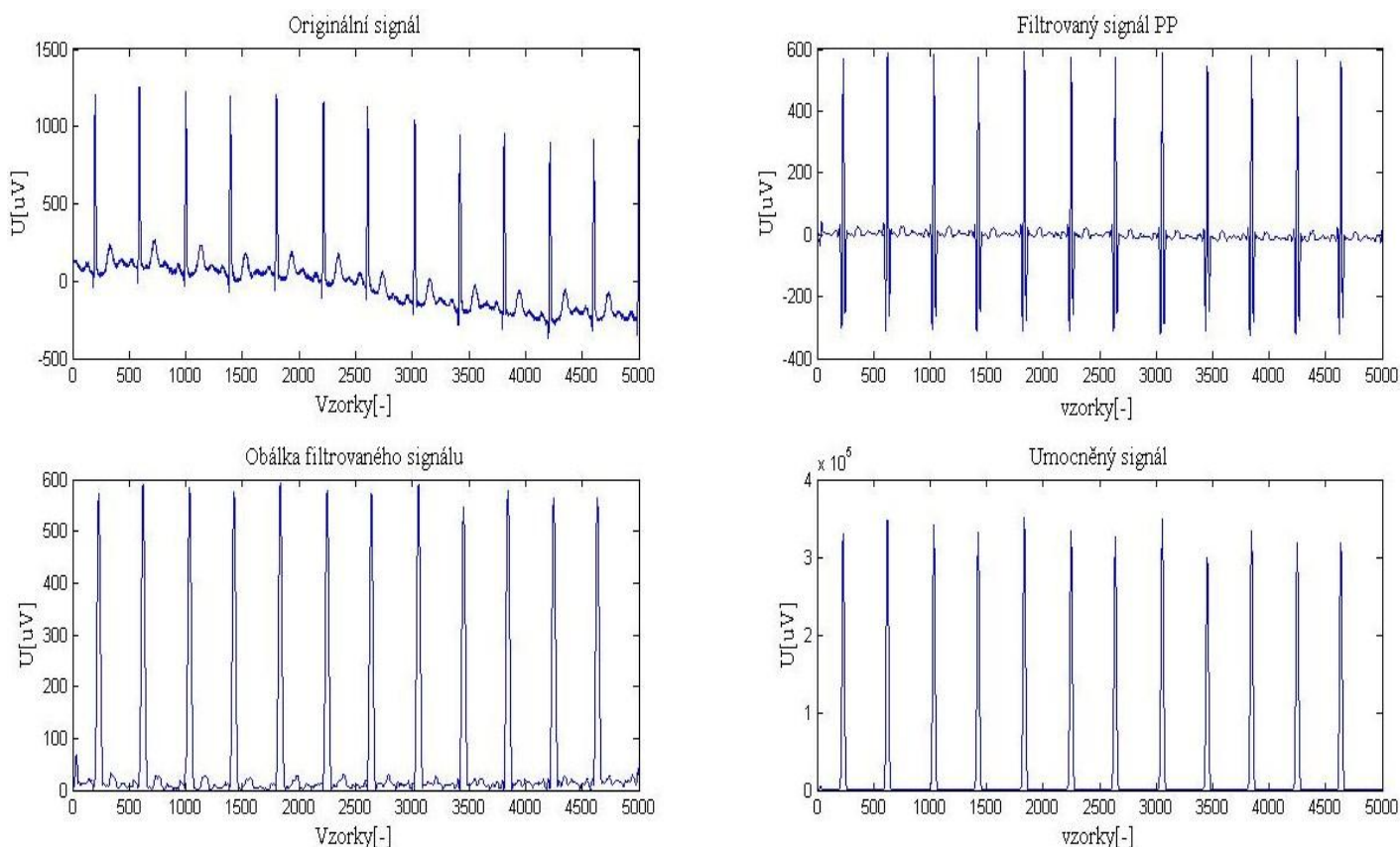
Obr. č. 7.2: Grafické rozhraní programu *DetektorRVlny*

Detektor R-vlny vychází ze skriptu *Detektor\_Rvlny\_adaptivni\_prah*, *Detektor\_Rvlny\_konstantni\_prah*, které jsou popsány níže v kapitole 7.2. Program v první fázi načte všechny nastavené parametry z grafického rozhraní do proměnných. Následuje úprava samotného signálu dle schématu na obrázku č. 7.1 (filtrace PP, výpočet obálky, umocnění signálu). Postupná úprava signálu lze vidět na obrázku č. 7.3. Na upravený signál navazuje samotná detekce, která je realizována pomocí smyčky *while*. V signálu je hledán prvek, jehož hodnota je větší než nastavený práh. Při jeho detekci je vytvořeno okno o délce 100 ms, ve kterém hledáme maximum. To představuje námi detekovanou R vlnu. Kromě polohy si také ukládáme informaci o velikosti detekované R vlny v upraveném signálu, protože je důležitá pro nastavení dalšího prahu u detekce s adaptivním prahem.

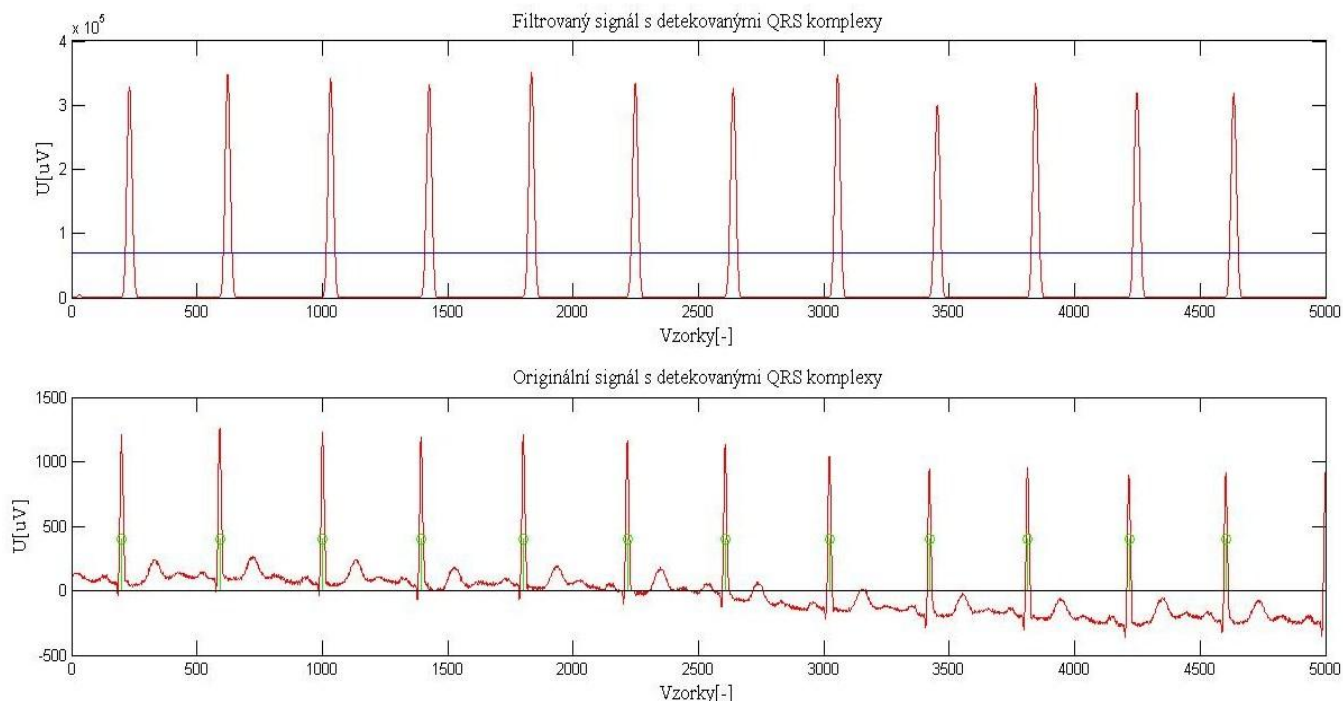
Po ukončení detekce dojde k vykreslení původního signálu se zaznamenanými R vlny, jejichž informace je uložena ve vektoru *polohy*. Je ovšem nutné posunout pozice detekovaných R vln o polovinu délky impulsní charakteristiky, protože filtrovaný signál je zpožděný. Vyhodnocení rytmu je řešeno jednoduchým cyklem *switch*. Dle délky signálu a počtu detekovaných R vln je rozhodnuto podle daných kritérií o srdečním rytmu.

## 7.2 Ukázka zpracování signálu a detekce QRS komplexu

V prostředí programu Matlab jsem vytvořil dva hlavní skripty *Detektor\_Rvlny\_adaptivni\_prah*, *Detektor\_Rvlny\_konstantni\_prah*. V hlavičce skriptu je vždy nutné nastavit název signálu, který chceme načíst, a signál musí být uložen ve stejné složce. Další parametry, které můžeme nastavit, jsou vzorkovací frekvence a délka impulsní charakteristiky. Tyhle skripty jsou základem jak pro program *Detektor*, tak i programu *statistika* (viz přílohy), který slouží k vyhodnocení sensitivity a prediktivity. Při spuštění skriptu je znázorněn originální signál, amplitudová a fázová charakteristika, postupná úprava signálu (obr. 7.3) a zobrazení filtrovaného a originálního signálu s detekovanými QRS komplexy (obr. 7.4). Jedná se o signál W004.V6.



Obr. č. 7.3: Úprava signálu EKG pro detekci QRS komplexu



Obr. č. 7.4: Detekce QRS komplexu ve filtrovaném a originálním signálu

### 7.3 Optimalizace

Důležitou součástí detektoru je optimalizace jeho parametrů pro získání co nejvyšší prediktivity a senzitivity. Optimalizaci jsem prováděl na knihovně\_CSE, která obsahuje 123 EKG signálů (každý z nich nasnímán ze 14 svodů) o délce 10 sekund. Vzorkovací frekvence všech signálů v této knihovně je 500Hz. Z toho vyplývá délka jednotlivých signálů 5000 vzorků. Ke knihovně byl přidělen soubor *pozice.txt*. Jedná se o textový dokument s uloženými pozicemi QRS komplexů, kdy každému řádku odpovídá jeden záznam EKG signálu. Při kontrole pozic QRS komplexů (skript *Test\_dat* v příloze) v textovém dokumentu s originálním signálem jsem zjistil neshodu. Textový dokument obsahoval pouze 120 řádků, proto jsem provedl vizuální kontrolu vykreslením originálního signálu a pozic QRS do jednoho grafu pro každý signál. Z knihovny jsem musel vyjmout signály: W067, W068, W069. K nim chyběly informace o pozici QRS komplexu.

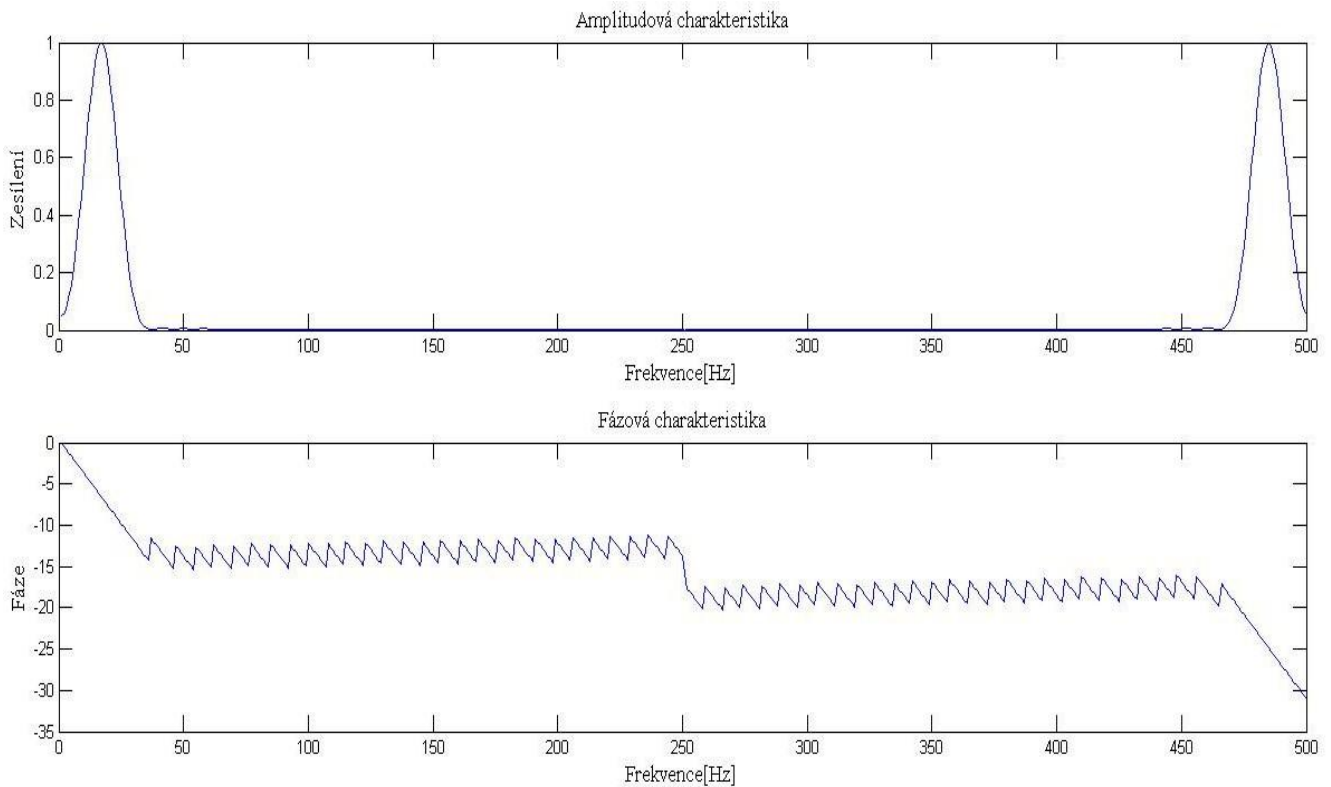
Pro optimalizaci jsem si vybral EKG signály snímány ze svodu V6, protože QRS komplex je zde výraznější. Možnou alternativou je svod I nebo svod II. První optimalizace byla zaměřena na zvolení vhodné délky impulzní charakteristiky PP jak pro detektor s konstantním prahováním, tak i adaptivním prahováním (viz přílohy).

Ostatní parametry byly nastaveny dle doporučení [5]:

Pásmová propust s mezní frekvencí 11Hz – 21Hz.

Učební fáze pro určení prvního prahu jako 40% maxima z prvních 2 sekund záznamu. Pro adaptivní práh se další práh nastaví na 40% předchozího maxima.

Z grafů (viz přílohy) je patrné, že délka impulsní charakteristiky má zásadní vliv na sensitivitu a prediktivitu detektoru. Jako optimální délku impulsní charakteristiky jsem z grafu určil pro oba detektory 65 vzorků. Delší impulsní charakteristika už má minimální vliv na sensitivitu a prediktivitu, ale zvyšuje se výpočetní náročnost pro realizaci detekce a prodlužuje se zpoždění signálu. Amplitudová a fázová charakteristika vhodného filtru je zobrazena na obr. 7.5.



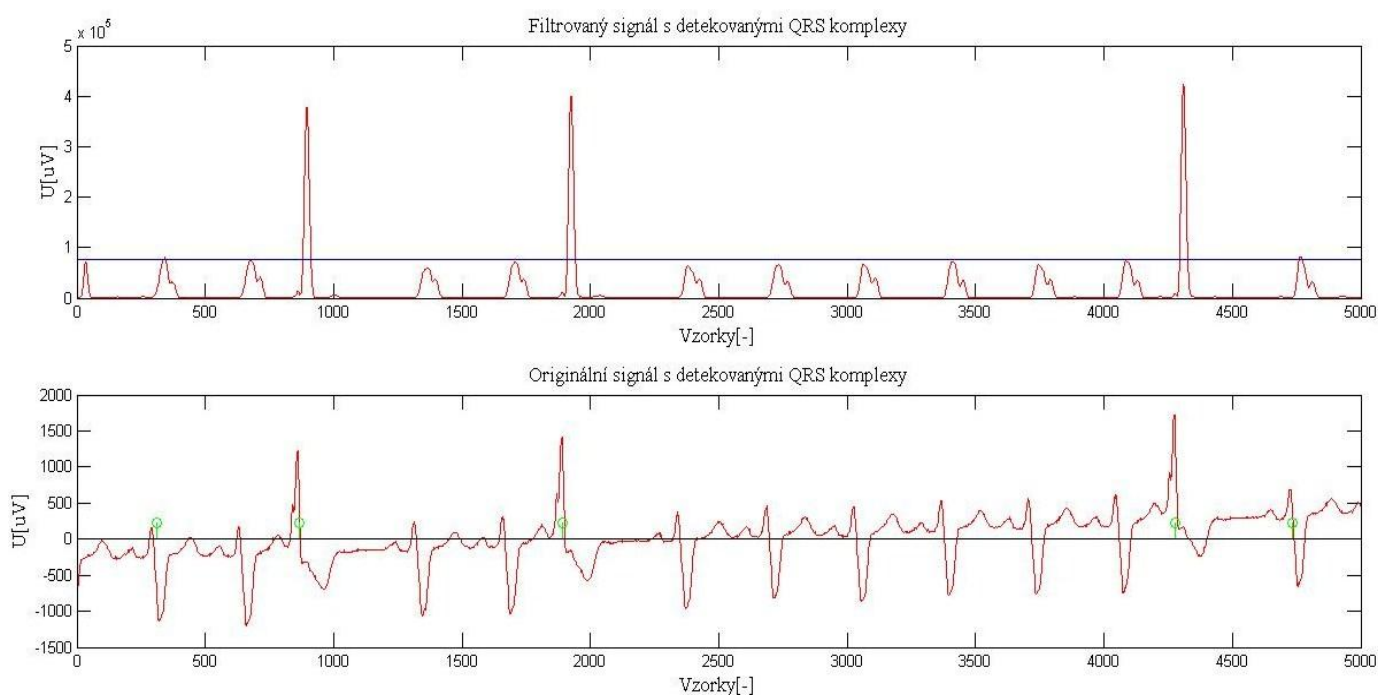
Obr. č. 7.5: Frekvenční charakteristika filtru typu pásmová propust

Po určení vhodné délky impulsní charakteristiky jsem zpětně testoval vliv hodnoty prahu pro detektor s konstantním prahováním a detektor s adaptivním prahováním. Z grafů (viz přílohy) je patrné, že doporučené hodnoty 40% pro konstantní a adaptivní práh jsou vhodné. Ovšem lepší hodnoty sensitivity a prediktivity lze získat pro práh 20% jak pro konstantní, tak i adaptivní práh.

## 7.4 Selhání detektoru

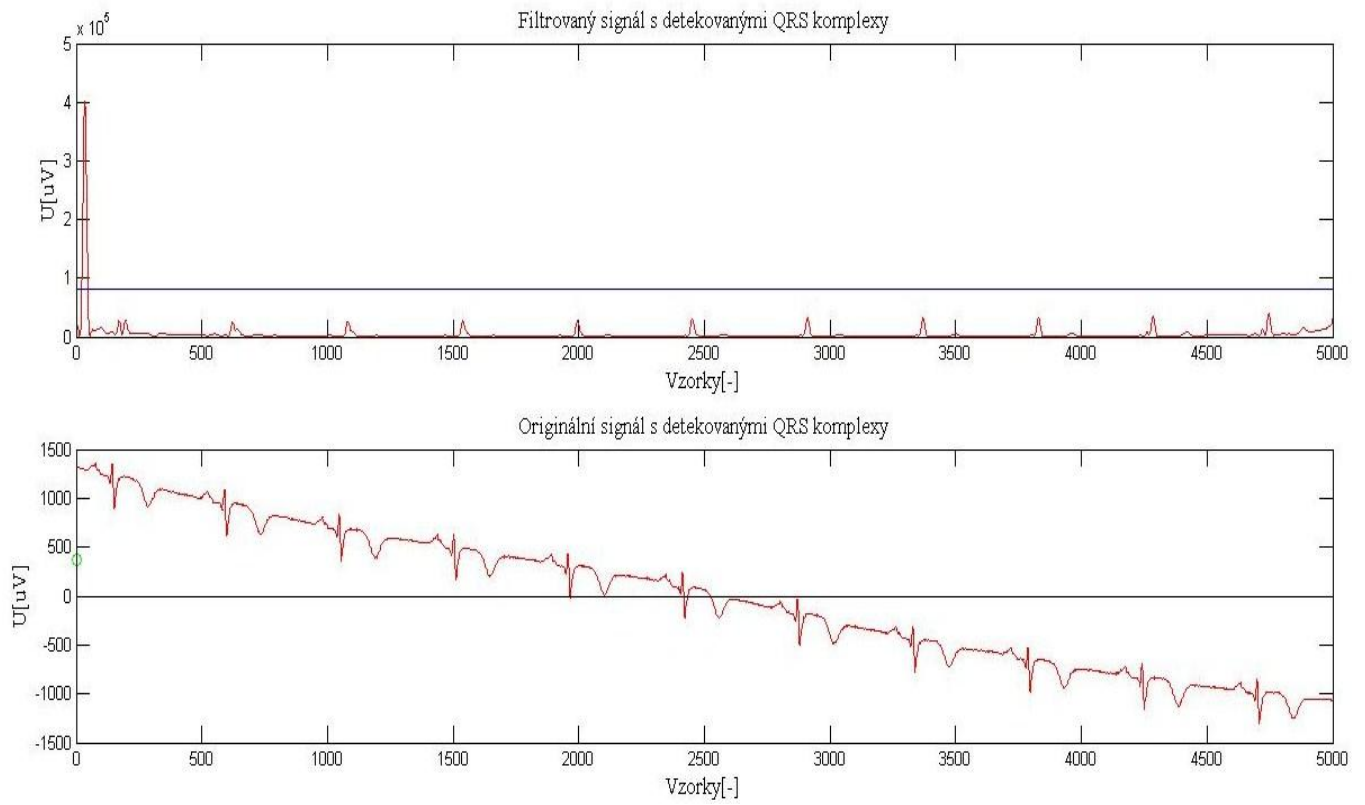
Po vyhodnocení detekce jsem vykreslil signály, u kterých došlo k selhání detekce QRS komplexu a stanovil jsem základní důvody selhání detektoru. První důvod „selhání“ detektoru je vliv délky impulsní charakteristiky, která způsobuje posun signálu. Filtrovaný signál, na kterém je prováděna detekce, je oříznut na konci o polovinu délky impulsní charakteristiky. V případě, že se QRS komplex nachází na konci záznamu signálu, tak nemůže být detekován. Jako vhodné řešení tohoto problému jsem zvolil prodloužení originálního signálu, což se projevilo zlepšením sensitivity a prediktivity (viz kapitola 7.5 Statistika).

Dalším důvodem částečného selhání detektoru byly signály obsahující extrasystoly (obr. 7.7\_signál W105.V6). Detektor však nebyl navržen pro jejich detekci, neboť se pro tyto účely používají jiné algoritmy.

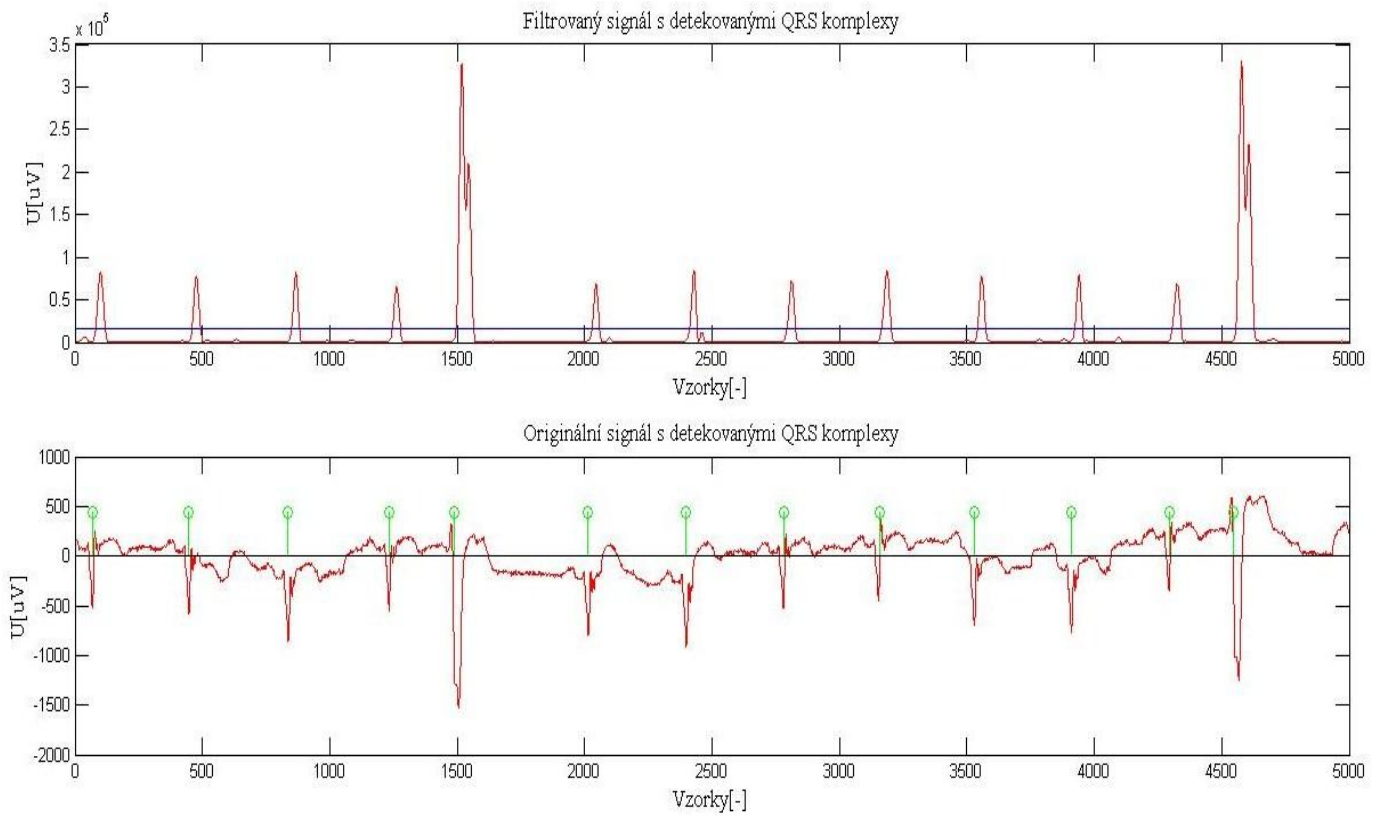


Obr. č. 7.7: Selhání detektoru u extrasystol (konstantní práh)

Detektor také selhává u signálu, kde výrazně klesá nulová izolínie signálu. Je to z důvodu, že první práh se nastavuje jako 20% maximum z prvních 2 sekund záznamu. Tento práh je pak pro klesající signál vysoký a detektor selhává (obr.7.8\_signál W114.V6). Pro ostatní signály z knihovny\_CSE byl detektor spolehlivý a konkrétní hodnoty sensitivity a prediktivity jsou uvedeny v tabulkách v kapitole 7.5 Statistika. Příkladem úspěšné detekce na zarušeném signálu obsahující extrasystoly je na obr. 7.9\_signál W112.V6.



Obr. č. 7.8: Selhání detektoru (konstantní práh)



Obr. č. 7.9: Spolehlivá detekce u zarušeného signálu (konstantní práh)

## 7.5 Statistika

Statistika účinnosti detektoru byla provedena pomocí programu *statistika* (viz přílohy) a to na signálech z knihovny\_CSE. Získané hodnoty jsou uvedeny v tabulce 7.1.

Vyhodnocení sensitivity a prediktivity detektorů na knihovně_CSE		
parametry detektorů	detektor s konstantním prahováním	detektor s adaptivním prahováním
TP(správně detekovaný QRS komplex)	1355	1363
FN(nedetekovaný QRS komplex)	62	54
FP(chybně detekovaný QRS komplex)	58	57
Sensitivita	0.9562	0.9619
Prediktivita	0.9590	0.9599

Tab. č. 7.1: Vyhodnocení sensitivity a prediktivity

Detektor s konstantním prahováním dosáhl sensitivity 0,9562 a prediktivity 0,9590. Po prodloužení originálního signálu o polovinu impulsní charakteristiky se sensitivita zlepšila na 0,9598 a prediktivita na 0,9557.

Detektor s adaptivním prahováním dosáhl sensitivity 0,9619 a prediktivity 0,9599. Po prodloužení originálního signálu o polovinu impulsní charakteristiky se sensitivita zlepšila na 0,9626 a prediktivita na 0,9640.

Dále jsem detektor testoval na naměřených signálech systémem Biopac. Jedná se o 19 signálů o vzorkovací frekvenci  $F_{vz} = 200\text{Hz}$ . Pro vyhodnocení jsem využil modifikaci programu *statistika* a to programu *statistika\_namerena\_data*. Rozdíl je pouze v inicializaci programu, kdy naměřená data jsou uložena jako matice (EKG.mat viz příloha), kde každému řádku odpovídá jeden signál. Polohy QRS komplexů jsem stanovil graficky a uložil do matice (poziceR.mat viz příloha). Výsledné hodnoty jsou zobrazeny v tabulce č. 7.2.

Vyhodnocení sensitivity a prediktivity detektorů na naměřených signálech		
Parametry Detektorů	detektor s konstantním prahováním	detektor s adaptivním prahováním
TP(správně detekovaný QRS komplex)	461	461
FN(nedetekovaný QRS komplex)	23	23
FP(chybně detekovaný QRS komplex)	1	0
Sensitivita	0.9525	0.9525
Prediktivita	0.9978	1

Tab. č. 7.2: Vyhodnocení sensitivity a prediktivity

## 8. Závěr

Na základě cíle mé práce jsem se seznámil s možnostmi snímání EKG signálů a detekce komplexu QRS. V dnešní době se nejčastěji využívá 12 svodový systém, který nám poskytuje pohled na srdce jak v horizontální, tak frontální rovině. Obeznamil jsem se s některými druhy algoritmů pro detekci QRS komplexu a možnostmi jejich hodnocení. Dále jsem se zaměřil na možnosti automatické klasifikace rytmu a analýzu EKG signálu.

V práci jsem pracoval s databází PhysioNet a popsal způsoby převedení signálů do formátů pro prostředí programu Matlab, včetně konkrétní ukázky. Následně jsem se zabýval systémem Biopac, především jeho možnostmi pro snímání fyziologických signálů. Pomocí programu Biopac Student Lab jsem si nasnímal EKG signály, které jsem si uložil v podobě vektoru čísel. Tyto signály jsem potom použil pro testování mého detektoru QRS komplexu a pro určení jeho sensitivity a prediktivity.

V praktické části jsem realizoval v grafickém prostředí programu Matlab detektor QRS komplexu. Provedl jsem jeho optimalizaci, kdy se jako základní parametry ovlivňující účinnost detektoru ukázal vliv délky impulsní charakteristiky filtru typu pásmová propust a nastavení velikosti prahu. Jako nejvhodnější délku impulsní charakteristiky pro knihovnu\_CSE jsem zvolil 65. Delší impulsní charakteristika má už minimální vliv na účinnost detektoru, ale roste výpočetní náročnost a zpoždění signálu. Toto zpoždění má negativní vliv na detekci, neboť QRS komplex nacházející se na konci signálu se vlivem zpoždění neukáže ve filtrovaném signálu. Při porovnání účinnosti detektoru s konstantním a adaptivním prahem byl rozdíl minimální, neboť pro hodnocení byly použity krátké signály. Adaptivní práh se používá pro detekci dlouhých signálů, kde je výraznější vliv kolísání signálu. Mnou vytvořený detektor dosáhl velmi dobrých hodnot sensitivity a prediktivity jak na testovacích signálech knihovny\_CSE, tak i na naměřených datech systémem Biopac. Hlavní příčinou selhání detektoru byly signály obsahující extrasystoly, avšak pro ně se používají jiné modifikované algoritmy.

## 9. Použitá literatura

1. HAMPTON, John R. *EKG stručně, jasně, přehledně*. 2. vydání. Praha : Grada Publishing, a. s., 2005. 152 s. ISBN 80-247-0960-0.
2. KOZUMPLÍK, J. *Analýza biologických signálů*. (přednášky) Brno: VUT FEKT, 8. 2. 2010 - 8. 3. 2010.
3. KHAN, M. Gabriel. *EKG a jeho hodnocení*. 1. vydání. Praha : Grada Publishing, a. s., 2005. 348 s. ISBN 80-247-0910-4.
- a. ROSINA, Jozef; KOLÁŘOVÁ, Hana; STANEK, Jiří. *Biofyzika pro studenty zdravotnických oborů*. Praha: Grada publishing, a. s., 2006. 232 s. ISBN 80-247-1383-7.
4. TROJAN, Stanislav. *Lékařská fyziologie*. 4. vydání. Praha : Grada Publishing, a.s., 2003. 772 s. ISBN 80-247-0512-5.
5. KOZUMPLÍK, J. *Analýza a interpretace biologických dat*. (přednášky) Brno: VUT FEKT.
6. KOLÁŘ, R. *Lékařská diagnostická technika*. (přednáška) Brno: VUT FEKT, 18. 10. 2010.
7. KOTÁLEK, Jakub: *Generátor patologických EKG křivek pro potřeby simulačních modelů*
8. HOLČÍK, Jiří. Detekce komplexu QRS : Předzpracování. *Lékař a technika*. 1989, 6/89, s. 121-128. ISSN 0301-5491
9. JAN, J. *Číslíková filtrace, analýza a restaurace signálů*. Brno: Vutium -Brno, ISBN 80-214-081.
10. SÖRNMO, Leif; LAGUNA, Pablo. *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. [s.l.]: Elsevier Academic Press, 2005. 668 s. ISBN 9780124375529.
11. DOSTÁL, Jiří. EKG : Elektrokardiogram. [online]. 2006, [cit. 2010-11-28]. Dostupný z WWW:  
<[http://gerstner.felk.cvut.cz/biolab/X33BMI/referaty/2005\\_2006\\_LS/1100/Dostal%20Jiri/](http://gerstner.felk.cvut.cz/biolab/X33BMI/referaty/2005_2006_LS/1100/Dostal%20Jiri/)>.
12. *PhysioNet* [online]. 1999 [cit. 2010-10-24]. The research resource for complex physiologic signals. Dostupné z WWW: <<http://www.physionet.org/>>.
13. *Biopac* [online]. 1985 [cit. 2011-01-04]. BIOPAC System, Inc. Dostupné z WWW: <<http://www.biopac.com>>.
14. ROSINA, Jozef; KOLÁŘOVÁ, Hana; STANEK, Jiří. *Biofyzika pro studenty zdravotnických oborů*. Praha: Grada publishing, a. s., 2006. 232 s. ISBN 80-247-1383-7.
15. ZVÁRA, Karel. *Biostatistika*. Praha : Karolinum, 2008. 213 s. ISBN 978-80-246-0379-9

16. ZAPLATÍLEK, Karel; DOŇAR, Bohuslav. *Matlab : Začínáme se signály*. 1. vydání. Praha : Ben, 2006. 272 s. ISBN 80-7300-200-0.
17. SALEM, Abdel-Badeeh; REVETT, Kenneth; EL-DAHSHAN, El-Sayed. Machine Learning in Electrocardiogram Diagnosis. *Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology*. s. 429-433. ISSN 1896-7094.
18. ROZMAN, Jiří. *Elektornické přístroje v lékařství*. 1. vydání. Praha : ACADEMIA, 2006. 407 s. ISBN 80-200-1308-3.

## Seznam symbolů a zkratk

### Symboly

- $f(n)$  - diskretní signál  
 $F_k$  - spektrum diskretního signálu

### Zkratky

- EKG - elektrokardiogram  
QRSkomplex - část záznamu EKG odpovídající depolarizaci komor  
VKG - vektokardiogram  
SA uzel - sinoatriální uzel  
AV uzel - atrioventrikulární uzel  
FIR filtr - filtr s konečnou impulsní charakteristikou  
IIR filtr - filtr s nekonečnou impulsní charakteristikou  
DP - dolní propust  
HP - horní propust  
DFT - diskretní Fourierova transformace  
DTFT - Fourierova transformace diskretního signálu

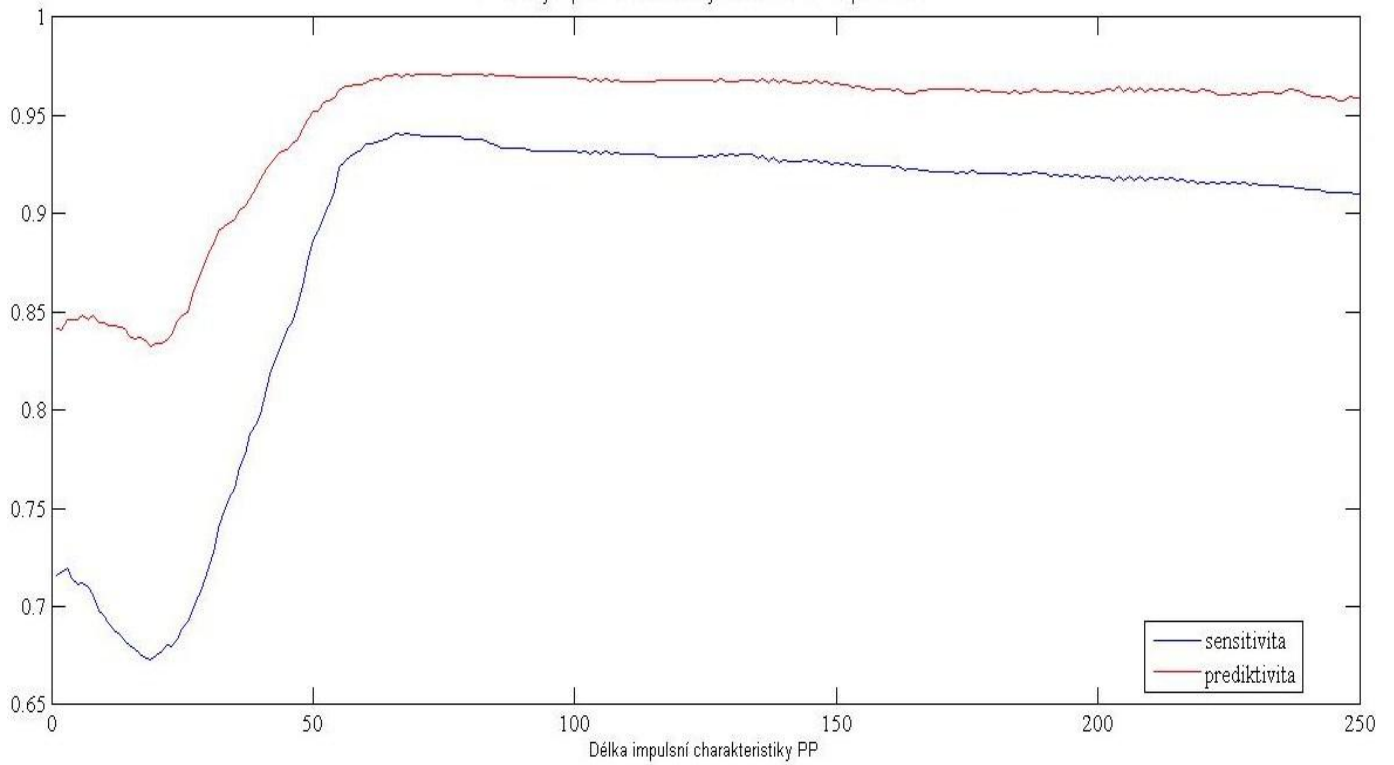
## **Přílohy**

Tato bakalářská práce obsahuje následující přílohy:

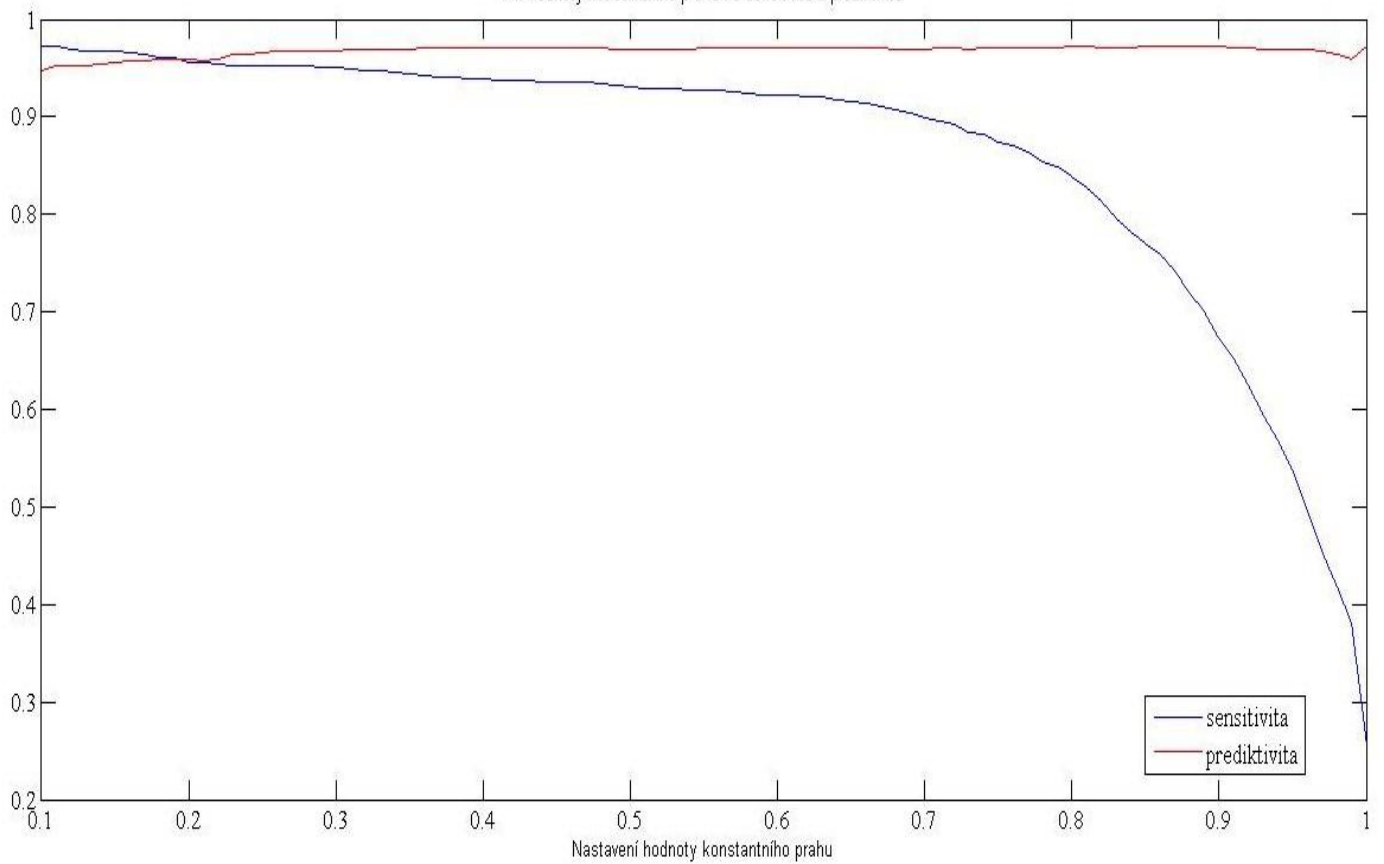
- CD s softwarem
- Graf s optimalizací detektoru s konstantním prahem
- Graf s optimalizací detektoru s adaptivním prahem
- Vývojový diagram detektoru s konstantním prahem
- Vývojový diagram detektoru s adaptivním prahem

## Detektor s konstantním prahováním

Vliv délky impulsní charakteristiky PP na sensitivitu a prediktivitu

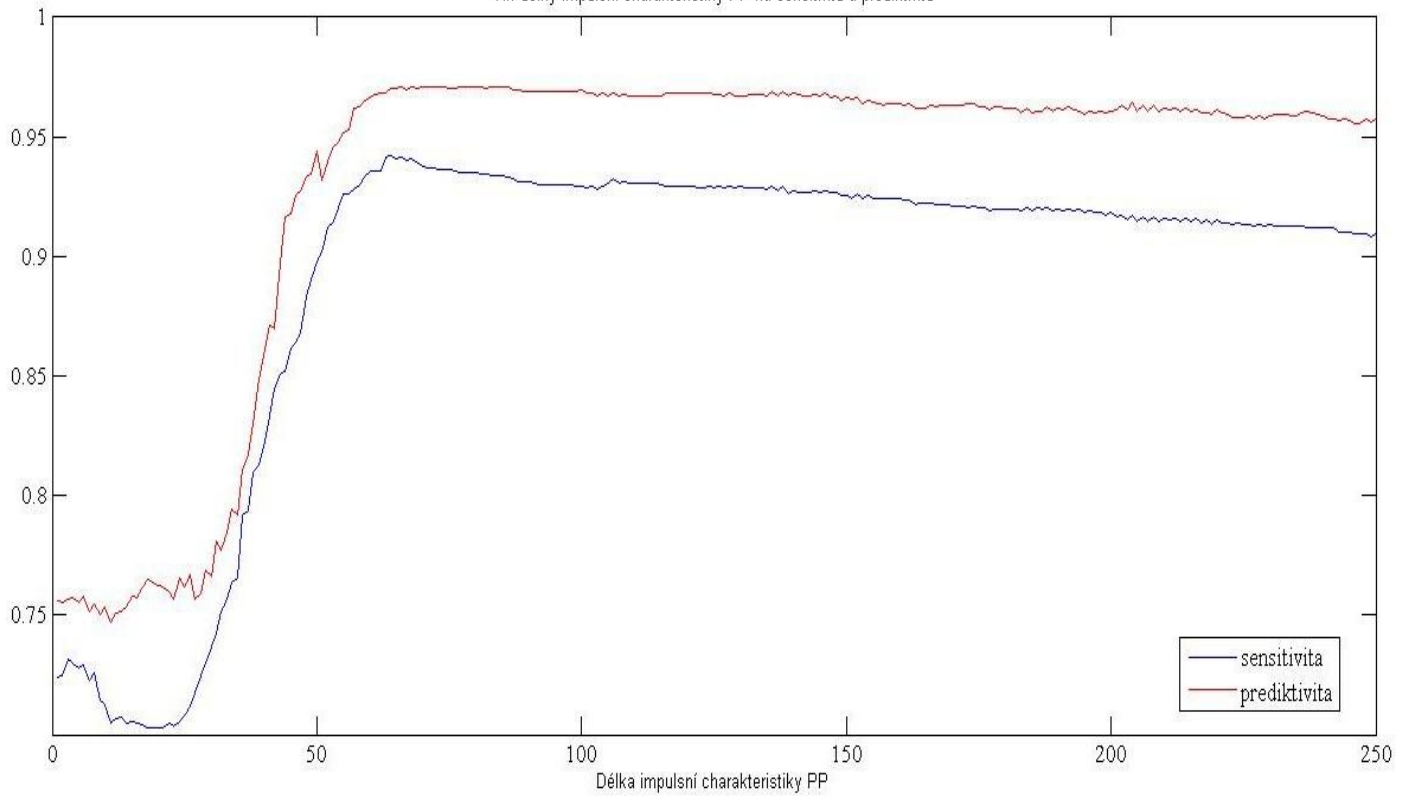


Vliv hodnoty konstantního prahu na sensitivitu a prediktivitu

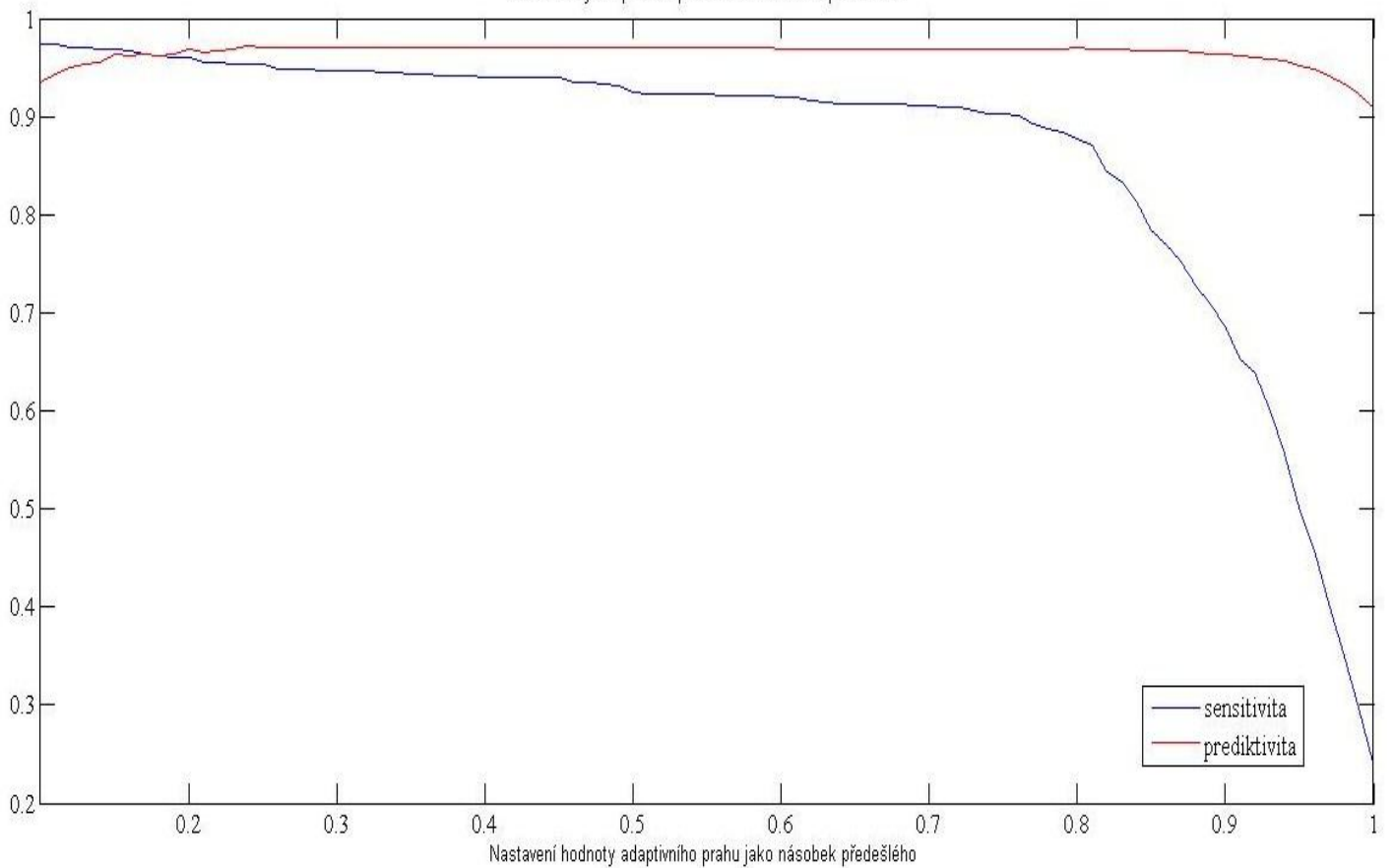


## Detektor s adaptivním prahováním

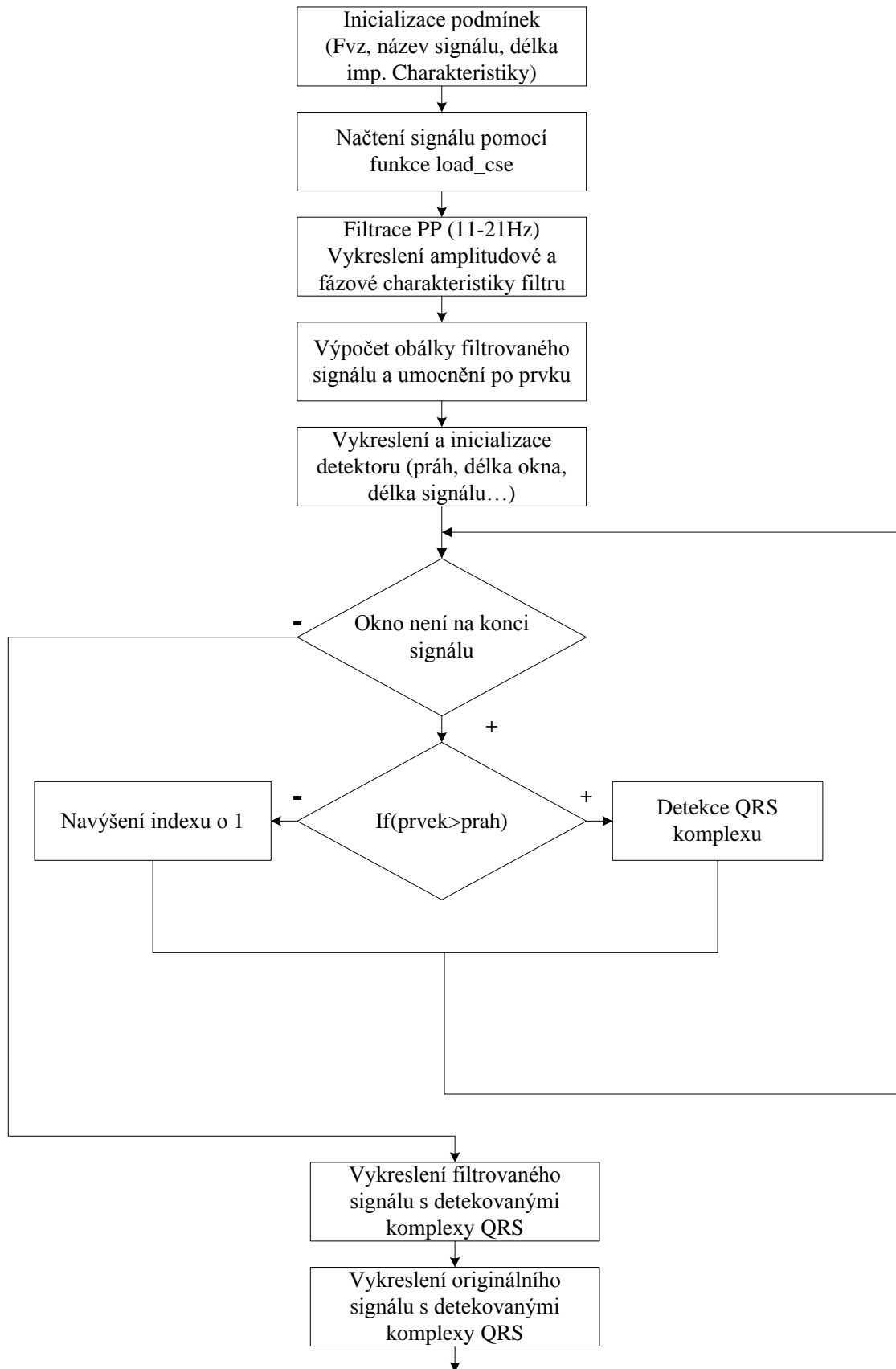
Vliv délky impulsní charakteristiky PP na sensitivitu a prediktivitu



Vliv hodnoty adaptivního prahu na sensitivitu a prediktivitu



## Detektor s konstantním prahem (skript)



## Detektor s adaptivním prahem (skript)

