



**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

## **DETEKCE KOMPLEXU QRS S VYUŽITÍM TRANSFORMACE SVODŮ**

DETECTION OF QRS COMPLEX USING LEADS TRANSFORMATION

**BAKALÁŘSKÁ PRÁCE**

BACHELOR'S THESIS

**AUTOR PRÁCE**

AUTHOR

**DAVID GROSSMANN**

**VEDOUCÍ PRÁCE**

SUPERVISOR

**Ing. MARTIN VÍTEK, Ph.D.**

BRNO 2013



VYSOKÉ UČENÍ  
TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky  
a komunikačních technologií

Ústav biomedicínského inženýrství

# Bakalářská práce

bakalářský studijní obor

Biomedicínská technika a bioinformatika

**Student:** David Grossmann

**ID:** 137250

**Ročník:** 3

**Akademický rok:** 2012/2013

## NÁZEV TÉMATU:

### Detekce komplexu QRS s využitím transformace svodů

#### POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Nastudujte a popište základní principy a metody detekce komplexů QRS. Vypracujte literární rešerši v této oblasti. 2) Navrhněte a popište vlastní blokové schéma obecného detektoru QRS. Nastudujte a popište metody umožňující transformace svodů mezi různými svodovými systémy. 3) Zvolte jednu metodu detekce komplexů QRS, popište ji a realizujte v prostředí Matlab. Metodu dále otestujte na kompletní databázi CSE. Dosažené výsledky srovnajte s výsledky dosaženými jinými metodami. 4) Realizujte nejméně tři různé transformační přístupy pro navýšení počtu dostupných svodů. 5) S využitím shlukové analýzy kombinujte pozice detekované v transformovaných svodech za účelem zvýšení účinnosti detekce. Dosažené výsledky diskutujte.

#### DOPORUČENÁ LITERATURA:

- [1] KOHLER, B.U., HENNING, C., ORGLMEISTER, R. The principles of software QRS detection. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 21, No. 1, pp. 42-57, 2002.
- [2] DAWSON, D., YANG, H., MALSHE, M. et al. Linear affine transformations between 3-lead (Frank XYZ leads) vectorcardiogram and 12-lead electrocardiogram signals. Journal of electrocardiology, Vol. 42, No. 6, pp. 622-630, 2009.
- [3] HILL, T.; LEWICKI, P. Statistics: Methods and applications. StatSoft, Inc., November 2005. 800 pp. ISBN 1884233597.

**Termín zadání:** 11.2.2013

**Termín odevzdání:** 31.5.2013

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

**Konzultanti bakalářské práce:**

**prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.**

*Předseda oborové rady*

## **ABSTRAKT**

Cílem této bakalářské práce je seznámení se s metodami detekce komplexu QRS a jednu zvolenou metodu detekce realizovat prostřednictvím programovacího jazyku Matlab. Detektor je dále otestován na databázi CSE a výsledky jsou srovnány s jinými metodami. Poslední část této práce se zabývá metodami transformace svodů mezi různými svodovými systémy.

## **KLÍČOVÁ SLOVA**

Detekce; komplex QRS; průchody nulou; signál EKG; transformace svodů

## **ABSTRACT**

The aim of this bachelor thesis is to become familiar with methods of detection of the QRS complex and the one chosen detection method realize by the Matlab. The detection of QRS is tested on a CSE database and the results are compared with other methods. The last part of this thesis is concerned with transformation leads methods between different lead systems.

## **KEYWORDS**

Detection; QRS complex; zero crossing; ECG signal; transformations leads

GROSSMANN, D. *Detekce komplexu QRS s využitím transformace svodů*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav biomedicínského inženýrství, 2013. 48 s. bakalářská práce. Vedoucí práce: Ing. Martin Vítek, Ph.D.

## **PROHLÁŠENÍ**

Prohlašuji, že svou bakalářskou práci na téma Detekce komplexu QRS s využitím transformace svodů jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího semestrální 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 bakalářské práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

V Brně dne .....

.....

(podpis autora)

## **PODĚKOVÁNÍ**

Děkuji vedoucímu bakalářské práce Ing. Martinu Vítkovi, Ph.D za účinnou metodickou, pedagogickou a odbornou pomoc a další cenné rady při zpracování mé bakalářské práce.

V Brně dne .....

.....

(podpis autora)

# Obsah

<b>Obsah.....</b>	<b>6</b>
<b>Seznam obrázků .....</b>	<b>8</b>
<b>Seznam tabulek.....</b>	<b>9</b>
<b>1 Úvod.....</b>	<b>10</b>
<b>2 Metody detekce QRS komplexu .....</b>	<b>11</b>
2.1 Obecný princip QRS detektoru .....	11
2.2 Přehled metod.....	11
2.2.1 Metoda založená na derivaci signálu .....	12
2.2.2 Detekce QRS využívající vlnkovou transformaci.....	13
2.2.3 Detekce QRS pomocí obálky filtrovaného signálu.....	14
2.2.4 Metoda využívající umělých neuronových sítí .....	15
2.2.5 Detekce QRS přizpůsobenou filtrací.....	16
<b>3 Detekce založená na počítání průchodů nulou.....</b>	<b>18</b>
3.1 Úvod .....	18
3.2 Získání rysu signálu.....	18
3.2.1 Lineární filtrace a nelineární transformace .....	19
3.2.2 Odhad amplitudy a přidání vysokofrekvenčního signálu .....	20
3.2.3 Detekce a počítání průchodů nulou.....	20
3.3 Výpočet detekčního prahu a detekce událostí .....	21
3.4 Časová lokalizace R vlny .....	22
<b>4 Databáze CSE.....</b>	<b>23</b>
<b>5 Shluková analýza .....</b>	<b>24</b>
<b>6 Realizace detektoru pomocí programu Matlab .....</b>	<b>25</b>

6.1	Předzpracování signálu.....	25
6.2	Odhad amplitudy a přidání vysokofrekvenčního signálu.....	27
6.3	Detekce průchodů nulovou hladinou.....	29
6.4	Porovnání prahu a rysu signálu .....	29
6.5	Časová lokalizace R vlny .....	32
6.6	Testování detektoru na databázi CSE.....	33
<b>7</b>	<b>Transformace svodů .....</b>	<b>37</b>
7.1	Dowerova transformace.....	37
7.2	Dawsonova transformace .....	39
7.3	EASI svodový systém .....	40
7.4	Newlmanova metoda .....	42
7.5	Realizace transformačních přístupů .....	42
<b>8</b>	<b>Závěr .....</b>	<b>44</b>
	<b>Seznam použité literatury.....</b>	<b>45</b>
	<b>Seznam symbolů a zkratk.....</b>	<b>47</b>
	<b>Seznam příloh .....</b>	<b>48</b>

## Seznam obrázků

Obrázek 2.1 Blokové schéma obecného detektoru QRS [11] .....	11
Obrázek 3.1 Blokové schéma detektoru založeného na počítání průchodů nulou [12]..	18
Obrázek 3.2 Schéma extrakce rysu [12] .....	19
Obrázek 3.3 Postupná úprava signálu při extrakci rysu. a) originální signál, b) signál po filtraci pásmovou propustí, c) signál s přidanou vysokofrekvenční složkou, d) detekce průchodů nulou [12].....	21
Obrázek 3.4 Detail píku rysu signálu s vícenásobnou detekcí komplexu QRS [12].....	22
Obrázek 5.1 Dendrogram.....	24
Obrázek 6.1 Vstupní signál EKG .....	25
Obrázek 6.2 Signál po filtraci pásmovou propustí .....	26
Obrázek 6.3 Signál po nelineární transformaci .....	27
Obrázek 6.4 Signál s přidanou vysokofrekvenční složkou.....	28
Obrázek 6.5 Detail QRS komplexu signálu s přidanou vysokofrekvenční složkou.....	28
Obrázek 6.6 Počítání průchodů nulou.....	29
Obrázek 6.7 Rys signálu .....	30
Obrázek 6.8 Detail píku rysu signálu.....	30
Obrázek 6.9 Rys signálu vyhlazený pomocí funkce smooth .....	31
Obrázek 6.10 Porovnání rysu a prahu signálu .....	32
Obrázek 6.11 Detekované komplexy QRS .....	33
Obrázek 6.12 Ukázka detekce na prvním svodu signálu MO1_054_12.....	35
Obrázek 6.13 Ukázka detekce na prvním svodu signálu MO1_117_12.....	36
Obrázek 6.14 Ukázka detekce na prvním svodu signálu MO1_105_12.....	36
Obrázek 7.1 Zobrazení elektrod při měření svodovým systémem EASI [6].....	40



## Seznam tabulek

Tabulka 6-1 Hodnoty senzitivity a pozitivní prediktivity testovaného detektoru. ....	34
Tabulka 7-1 Koeficienty pro Dowerovu transformaci z roku 1968 [4].....	38
Tabulka 7-2 Koeficienty pro Dowerovu transformaci z roku 1980 [4].....	38
Tabulka 7-3 Dawsonovy transformační matice HC a MI [15]. ....	40
Tabulka 7-4 Transformační matice odvozená z modelu homogenního trupu [7].....	41
Tabulka 7-5 Účinnost detekce na originálních a transformovaných svodech .....	43

# 1 Úvod

Elektrokardiografie je velmi rozšířenou metodou pro snímání elektrické aktivity srdce. Tato metoda je využívána takřka při každém vyšetření, ať už se jedná o podezření na dysfunkci srdeční svaloviny nebo poruchu vedení elektrického vzruchu na buňkách odpovědných za svalovou kontrakci. Křivka EKG, která je důsledkem těchto kontrakcí, obsahuje určité charakteristické úseky. Nejvýznamnějším z nich je komplex QRS, který odpovídá za depolarizaci komor. Přesná lokalizace tohoto komplexu je velmi důležitá pro celkovou analýzu signálu EKG, hlavně pro zjištění tepové frekvence a pro analýzu variability srdečního rytmu.

Detekci komplexu QRS, která je hlavním tématem tohoto semestrálního projektu předchází ovšem různé metody úpravy zkoumaného signálu. Je to způsobeno tím, že v signálu mohou být obsaženy různé typy rušení jako síťový brum, který je způsoben rušením elektrovedné sítě nebo drift, který je důsledkem dýchacích pohybů a vlivu rozhraní elektroda-kůže.

První část práce se věnuje obecnému popisu detektoru. Dále následuje popis několika konkrétních metod, které se používají k detekci komplexu QRS a jejich vzájemné porovnání. V další části je podrobně popsána metoda detekce založená na počítání průchodu nulou. Tuto metodu jsem si vybral díky její vysoké účinnosti detekce i u velmi zašuměných signálů a také kvůli její nenáročnosti na výpočetní techniku. Dále následuje vlastní programová realizace této metody v prostředí Matlab a její otestování na kompletní databázi CSE a aplikace shlukové analýzy.

Druhá část bakalářské práce je věnována transformacím svodů za účelem navýšení počtu dostupných svodů. Zde je teoreticky rozebrána problematika transformačních přístupů a její následná praktická realizace v programovém prostředí Matlab. Výsledky jsou opět testovány na kompletní databázi CSE s využitím shlukové analýzy. Zhodnocení práce je uvedeno v závěru.

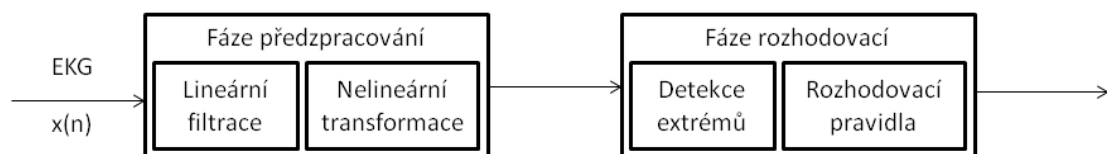
## 2 Metody detekce QRS komplexu

Detekce komplexu QRS, jak už bylo avizováno v úvodu, je stěžejní metoda pro klasifikaci celkového signálu EKG. Slouží hlavně k rozměření signálu, stanovení intervalu RR a následného určení tepové frekvence. V dnešní době existuje spousta programových realizací těchto metod a to i kvůli pokročilé výpočetní technice, díky které jsme schopni realizovat i detektory výpočetně náročné.

V této kapitole je popsán obecný princip detektoru QRS a poté uveden přehled metod, které se v současné době používají.

### 2.1 Obecný princip QRS detektoru

Obecné schéma detektoru QRS se obvykle skládá ze dvou částí. První částí je předzpracování signálu, tou druhou je fáze rozhodovací. Schéma je uvedeno na Obrázek 2.1 [11].



**Obrázek 2.1** Blokové schéma obecného detektoru QRS [11]

Do části předzpracování vstupuje originální signál EKG a probíhá zde úprava lineární a nelineární filtrací. Obě dvě metody mají za úkol zvýraznit komplex QRS a co nejvíce potlačit ostatní prvky signálu a eliminovat případné artefakty. Do rozhodovací části už vstupuje signál po filtraci. Tato část pomocí určitého algoritmu porovnává extrémy v signálu s pevným nebo adaptivním prahem a snaží se tak zamezit falešným detekcím. Výstupem jsou pozice detekovaných komplexů QRS [11].

### 2.2 Přehled metod

V této kapitole si blíže popíšeme 5 metod detekce komplexu QRS v signálu EKG. U každé metody bude uveden základní princip detekce, srovnání z hlediska jejich výkonnosti a také účinnost detekce na databázi CSE.

### 2.2.1 Metoda založená na derivaci signálu

Tato metoda využívá pro detekci komplexu QRS jeho charakteristickou strmou. Pro realizaci detektoru se využívá filtr typu horní propust, který je realizován diferenčním článkem, který počítá diference po sobě jdoucích vzorků signálu. Tento výpočet popisují následující rovnice [11]

$$y_1(n) = x(n + 1) - x(n - 1) \quad (2.1)$$

$$y_1(n) = 2x(n + 2) - x(n - 1) - 2x(n + 2) \quad (2.2)$$

$$y_1(n) = x(n) - x(n - 1) \quad (2.3)$$

Ve většině případů se používá výpočet diference pomocí rovnice (2.1). Některé algoritmy využívají také druhou derivaci, ta je popsána rovnicí [11]

$$y_2(n) = x(n + 2) - 2x(n) + x(n - 2) \quad (2.4)$$

Detekce je ukončena porovnáním signálu s prahem. Obvykle jsou hodnoty prahu počítány v závislosti na vývoji signálu, tudíž se práh adaptuje na měnící se signál. Rovnice (2.5) popisuje výpočet prahu

$$\theta_x = 0.3 \dots 0.4 * \max [x] \quad (2.5)$$

Tento výpočet se používá při detekci QRS v reálném čase nebo pro výpočet prahu na aktuálním segmentu signálu. Pro snížení falešně pozitivních detekcí bývá tato metoda často doplněna dalšími rozhodovacími pravidly jako např. stanovení dalších prahů pro zamezení detekce takových částí signálu, které se jeví jako komplexy QRS [11] [5].

Na základě této metody bylo zhotoveno mnoho detektorů s poměrně kvalitními výsledky. Autoři v [1] dosáhli hodnot senzitivity 98,56 % a pozitivní prediktivity 99,18 % při testování na kompletní databázi CSE. Autoři v [5] tuto metodu vylepšili použitím dynamického prahu a dosáhli hodnot senzitivity 97,50 % a pozitivní prediktivity 99,90 %. Metoda však byla testována na databázi MIT-BIH.

## 2.2.2 Detekce QRS využívající vlnkovou transformaci

Vlnková transformace funkce  $f(t)$  je skupina integrálních transformací, které nám umožňují časově-frekvenční analýzu. Základní funkce je definována rovnicí [11]

$$Wf(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (2.6)$$

kde  $\Psi^*(t)$  značí komplexně sdruženou funkci k vlnkové funkci  $\Psi(t)$ . Rovnici lze popsat jako korelaci mezi zkoumaným signálem  $f(t)$  a bázové funkce, tzv. mateřské vlnky  $\Psi(t)$ . Tato vlnka je definována podle [11]

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.7)$$

kde parametr  $a$  reprezentuje dilataci a  $b$  časový posun vlnky. Tato jedna mateřská vlnka je základem pro všechny ostatní vlnky, které se upraví pomocí parametrů  $a$  a  $b$  a vytvoří tak rodinu vlnek. Takto vzniklá rodina vlnek potom pokryje celý signál  $f(t)$ .

Ve většině případů máme signál vstupující do detektoru diskretizován, tudíž je detekce komplexů QRS většinou realizována pomocí diskrétní dyadické vlnkové transformace (Dyadic DWT). Ta je popsána rovnicí [11]

$$Wf(2^j, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi_{2^j,b}^*(t) dt \quad (2.8)$$

z které vyplývá, že měřítko  $a$  a  $b$  nabývají hodnot

$$a = 2^j, \quad b = n2^j \quad n, j \in \mathbb{Z} \quad (2.9)$$

tudíž platí [11]

$$\Psi_{2^j,b}(t) = \frac{1}{2^{j/2}} \Psi\left(\frac{t-b}{2^j}\right) = \frac{1}{2^{j/2}} \Psi\left(\frac{t}{2^j} - n\right) \quad (2.10)$$

Ačkoli je tato metoda definována jako integrální transformace, v mnoha případech je dyadická vlnková transformace implementována pomocí dyadické banky filtrů tvořené filtry typu horní a dolní propust. Koeficienty těchto filtrů jsou přímo odvozeny z vlnkové funkce.

Všechny metody detekce píků, uskutečněné pomocí vlnek jsou založeny na Mallatově a Hwangově přístupu pro singulární detekci a klasifikaci s využitím lokálního maxima vlnkových koeficientů. Vyšetřuje se shoda mezi vstupním signálem  $f(t)$  a dvojicí lokálních maxim jeho vlnkové transformace  $Wf(a,t)$ . Vyhodnocení detekce je ukončeno výpočtem lokálního Lipschitova koeficientu  $\alpha$  podle rovnice [11]

$$\alpha_j = \log_2 |Wf(2^{j+1}, n^{j+1})| - \log_2 |Wf(2^j, n^j)| \quad (2.11)$$

a

$$\alpha = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \quad (2.12)$$

Pro správnou funkčnost detektoru na základě vlnkové transformace je důležité zvolit vhodně typ mateřské vlnky. Existuje mnoho typů vlnek jako např. vlnka biortogonální, vlnka Haarova, vlnka Daubechiesova, vlnka Coifletova [8] [9].

Tato metoda patří mezi nejlepší v rámci úspěšnosti detekce. V článku [11] je zmíněna metoda, která dosahovala hodnot senzitivity 99,80 % při testování na databázi MIT-BIH. Celkově detektory založené na vlnkové transformaci nebo dyadické vlnkové transformaci dosahují hodnot senzitivity a pozitivní prediktivity vyšších, než 99 %.

### 2.2.3 Detekce QRS pomocí obálky filtrovaného signálu

Tato jednoduchá metoda nám pomocí obálky filtrovaného signálu a následnou detekcí pomocí adaptivního prahu dokáže s vysokou účinností detekovat komplexy QRS v signálu EKG. Obálku filtrovaného nebo původního signálu si můžeme představit jako křivku kopírující tento signál. Tato metoda je velmi podobná s metodou detekce na základě umocnění signálu [10].

Nejdříve je provedena filtrace signálu EKG a to z důvodu odstranění rušivých složek a všech ostatních vln kromě komplexu QRS. Filtrace je realizována filtrem typu pásmová propust s mezními kmitočty přibližně od 10 Hz do 20 Hz [10]. Dále tento signál vstupuje do analytického filtru. Tento reálný signál je následně upraven pomocí Hilbertovy transformace, která je definována vztahem [11]

$$x_H(t) = H\{x\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.13)$$

Hilbertova transformace  $x_H(n)$  signálu  $x(n)$  je využita k výpočtu obálky signálu podle vzorce [11]

$$x_e(n) = \sqrt{x_H^2(n) + x^2(n)} \quad (2.14)$$

Takto vypočtený analytický signál má nulovanou polovinu spektra a to na frekvenci  $(f \in f_{vz}/2, f_{vz})$ . Konečnou obálku signálu získáme tak, že z analytického signálu vypočteme jeho absolutní hodnotu. Finální detekce komplexu QRS už probíhá pomocí aplikace adaptivního prahu.

Tato metoda má výhodu oproti metodě umocnění signálu v tom, že je její průběh vyhlazenější, tudíž dosahuje větší přesnosti [10].

V článku [11] autoři uvádějí hodnotu senzitivity 95,58 % pro metodu založenou na matematické morfologii a na obálce signálu testovanou na databázi MIT-BIH.

## 2.2.4 Metoda využívající umělých neuronových sítí

Neuronové sítě jsou široce aplikovány v nelineárním zpracování, roztřídění a optimalizaci signálů. V mnoha aplikacích jejich použití dosahuje lepších výsledků než klasické lineární metody. Pro zpracování signálu EKG se využívá především sítí typu vícevrstvý perceptron (MLP), funkce s radiální bází (RBF) a vektorová kvantizace samoučení (LVQ).

MLP síť sestává z několika vrstev vzájemně propojených neuronů, kde každý neuron představuje funkci [11]

$$y = f \left( w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i \right) \quad (2.15)$$

kde  $w_i$  představuje váhu ke vstupům  $x_i$  a  $f$  představuje lineární nebo nelineární funkci.

RBF sítě jsou implementací funkce [11]

$$y(n) = \sum_{i=1}^N w_i \exp \left( - \frac{x(n) - c_i}{\sigma_i} \right) \quad (2.16)$$

kde  $x(n)$  představuje vektor vstupních dat,  $N$  počet neuronů, koeficient  $w_i$ , centrální vektory  $c_i$  a standardní odchylka  $\sigma_i$  představují parametry sítě.

Sítě RBS mají blízko k metodám fuzzy logiky. Výhodou RBF sítí nad MLP sítěmi je možnost interpretovat parametry. Tento fakt činí výsledky víc předvídatelné a proto spolehlivější.

LVQ síť se skládá ze vstupní vrstvy, výpočetní vrstvy a lineární vrstvy. Výpočetní pole se automaticky učí přiřazovat vstupní vektory do podtříd, kde maximální počet podtříd se rovná počtu neuronů ve výpočetní vrstvě. V této vrstvě je třídění ukončeno na základě Euklidovské vzdálenosti mezi vstupním vektorem a vektorem vah každého konkurenčního neuronu. Potom lineární vrstva spojuje podtřídy první vrstvy s uživatelem definovanými cílovými třídami.

Pro detekci QRS se neuronové sítě používají jako adaptivní nelineární ukazatele. Záměr je totiž předpovědět hodnotu aktuálního signálu  $x(n)$  z jeho předchozích hodnot  $x(n-i)$ . Protože se signál EKG skládá především mimo komplexy QRS, u kterých je jejich doba trvání vcelku krátká, neuronová síť postupně směřuje k bodu, kde bude velmi dobře předpovídat části signálu bez komplexu QRS. Segmenty s náhlými změnami, typickými pro QRS jsou doprovázeny rozdílnými statistickými hodnotami a tudíž vedou k náhlému vzrůstu předpovědní chyby. To je důležité z toho důvodu, že právě tato chyba může být užita jako rys pro zjišťovaného signálu pro detekci QRS [11].

Autoři v [11] uvádějí metodu detekce přizpůsobenou filtrací založenou na neuronových sítích s hodnotou senzitivity 99,50 % při testování na databázi MIT-BIH. Metody detekce komplexu QRS založené na neuronových sítích vykazují obecně vynikající výsledky s hodnotami senzitivity a pozitivní prediktivity nad 99 %.

### 2.2.5 Detekce QRS přizpůsobenou filtrací

Tato metoda je založená na principu autokorelace a využívá taktéž korelaci a konvoluci. Nejdříve vytvoříme vzájemnou korelaci dvou signálů, kde jeden signál převrátíme do reverzibilní polohy, pomocí konvoluce  $r_{yx}(n)=y(n)+x(-n)$ . Předpokládejme  $x(n)$  jako krátký signál známého tvaru, který chceme detekovat, v našem případě se hodí typický tvar QRS komplexu a  $y(n)=x(n)+w(n)$ , kde  $w(n)$  je šum. Potom [10]

$$\begin{aligned} r_{yx}(n) &= y(n) * x(-n) = [y(n) + w(n)] * x(-n) \\ &= x(n) * x(-n) + w(n) * x(-n) \\ &= r_{xx}(n) + r_{wx}(n) \end{aligned} \quad (2.17)$$



kde člen  $r_{xx}(n)$  je autokorelace hledaného impulsu a  $r_{wx}(n)$  je vzájemná korelace šumu s impulzem, která v ideálním případě je rovna nule. Autokorelaci lze pro impuls  $x(n)$  spočítat podle [10]

$$r_{xx}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n-\tau), \quad \tau = -(N-1) \quad (2.18)$$

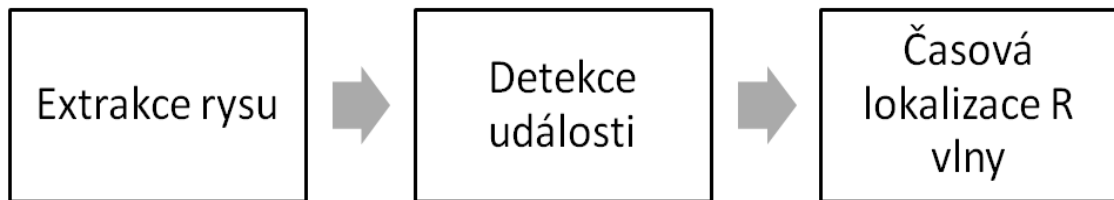
Odezva přizpůsobeného filtru je tudíž konvoluce vstupního signálu  $y(n)$  s impulzní charakteristikou filtru, která je tvořena prvky reverzibilního signálu  $h(n)=x(-n)$ .

Průběh detekce nejdříve spočívá v průchodu signálu pásmovou propustí, která zachová prvky komplexu QRS a vše ostatní potlačí, poté takto upravený signál vstupuje do přizpůsobeného filtru, kde spolu tyto charakteristické úseky korelují. Finální fáze je už samotná detekce pomocí adaptivního prahu [10].

## 3 Detekce založená na počítání průchodů nulou

### 3.1 Úvod

Základní princip této metody detekce komplexu QRS v elektrokardiografickém signálu je počítání průchodů nulou za segment. Tato metoda je známá svou odolností vůči velmi zašuměným signálům, protože je minimálně závislá na prudkých změnách amplitudy. Metoda je výpočetně nenáročná, přesto dosahuje výborných detekčních výsledků. Obrázek 3.1 zobrazuje blokové schéma metody, které bude podrobněji popsáno v následujících kapitolách.

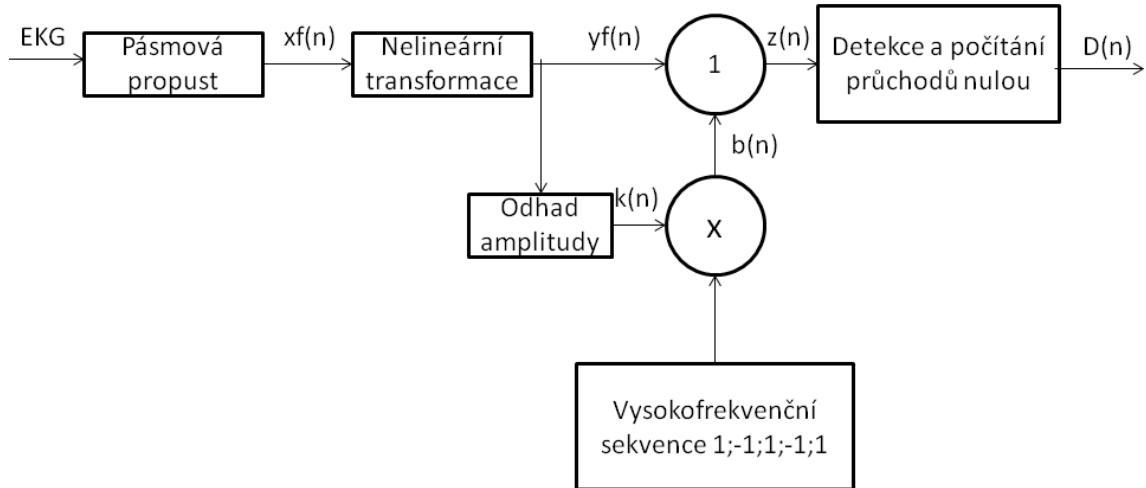


Obrázek 3.1 Blokové schéma detektoru založeného na počítání průchodů nulou [12]

### 3.2 Získání rysu signálu

Získání rysu signálu začíná odstraněním nežádoucích složek frekvence z signálu EKG. Frekvence, kterou dosahuje komplex QRS může být 40 Hz a někdy dokonce i vyšší, na druhé straně vlny P a T nedosahují kmitočtu vyššího než 10 Hz. Musíme si také uvědomit, že takto upravený signál bude sloužit k detekci vlny R, takže je nutno použít filtr typu pásmová propust, který má lineární fázovou charakteristiku. Tato vlastnost je velmi důležitá, protože jinak by došlo při přepočtu z fázového posuvu na časový k nenávratnému zkreslení výstupního signálu a tudíž k nemožnosti přesné lokalizace R vlny. Druhá fáze spočívá v nelineární transformaci a to k dosažení lepšího poměru signálu k šumu (SRN). Poté následuje přidání vysokofrekvenční složky s nízkým výkonem k filtrovanému signálu. Tato úprava vede k tomu, že signál obsahuje velké množství průchodů nulou mimo komplexy QRS a jen velmi málo průchodů během komplexu QRS. V poslední fázi probíhá vlastní detekce a počítání průchodů nulou

pomocí posuvného okna délky  $N$ . Schéma extrakce rysu je zobrazeno na Obrázek 3.2 [12]



Obrázek 3.2 Schéma extrakce rysu [12]

### 3.2.1 Lineární filtrace a nelineární transformace

Lineární filtrace pásmovou propustí je metoda předzpracování signálu, která nám zaručí zvýšení poměru signálu k šumu. Má za úkol odstranit frekvence, které nejsou pro detekci komplexu QRS žádoucí. Jako dolní mezní frekvence je považována hranice 18 Hz a horní mezní hranice 35 Hz. Díky tomuto rozsahu filtr eliminuje drift, ke kterému dochází při dýchacích pohybech, vlny P a T, síťový brum a vysokofrekvenční šum.

Dále pak pro další zlepšení kvality signálu dochází k nelineární transformaci podle vzorce [12]

$$y(n) = \text{sign}(x_f(n)) \cdot x_f^2(n) \quad (3.1)$$

Kde  $x_f$  je signál po filtraci pásmovou propustí a  $y(n)$  značí signál po nelineární transformaci. Takto upravený signál bude v budoucnu sloužit pro časovou detekci R vlny [12].

### 3.2.2 Odhad amplitudy a přidání vysokofrekvenčního signálu

Po aplikaci lineární filtrace a nelineární transformace došlo k rapidnímu zmenšení vysokofrekvenčních oscilací. Proto je nezbytné přidat vysokofrekvenční složku

$$b(n) = (-1)^n \cdot K(n) \quad (3.2)$$

a vytvořit tak nový signál

$$z(n) = y(n) + b(n) \quad (3.3)$$

kvůli zvýšení počtu průchodů nulou mimo segmenty QRS. V ideálním případě rys signálu  $D(n)$  nabude hodnotu  $D(n) = N$  v části mimo komplex QRS a  $D(n) < N$  v části signálu obsahující komplex QRS. Nicméně, pokud bude amplituda  $K(n)$  vysokofrekvenčního signálu  $b(n)$  příliš velká, bude počet průchodů nulou stále  $N$ . pokud amplituda  $K(n)$  bude příliš nízká, rys signálu bude obsahovat šum a nebude znatelný rozdíl mezi segmenty obsahujícími a neobsahujícími komplex QRS a klasifikace tak bude znemožněna. Proto musí být amplituda  $K(n)$  důkladně stanovena. K tomu slouží rovnice [12]

$$K(n) = \lambda_k K(n-1) + (1 - \lambda_k) |y(n)| \cdot c \quad (3.4)$$

kde  $\lambda_k \in (0;1)$  značí faktor zapomnění a parametr  $c$  značí konstantní zisk [12].

### 3.2.3 Detekce a počítání průchodů nulou

Pro detekci průchodů nulou existuje hned několik metod, z článku [12] byla vybrána

$$d(n) = \left| \frac{\text{sing}[z(n)] - \text{sign}[z(n-1)]}{2} \right| \quad (3.5)$$

Počet průchodů je obvykle vypočítán pomocí vztahu [12]

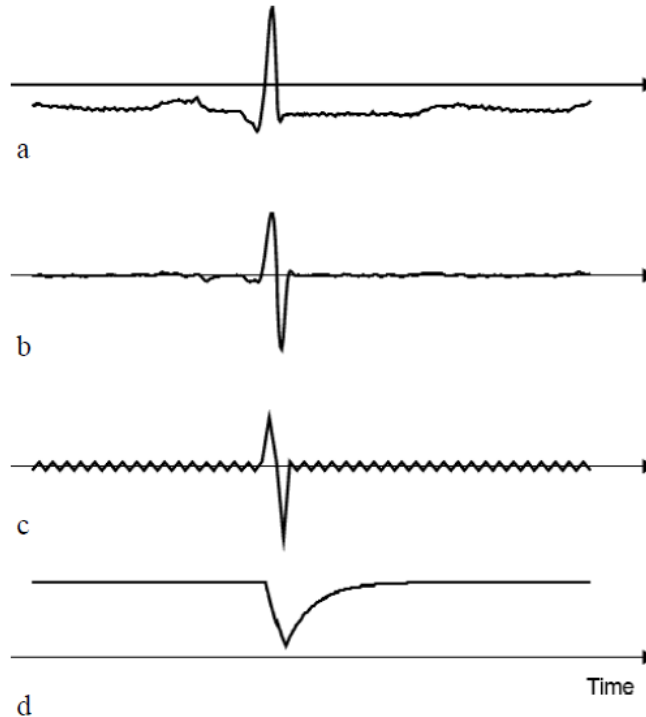
$$D(n) = \sum_{i=0}^{N-1} d(n-i) \quad (3.6)$$

Tato operace značí filtraci dolní propustí. Ačkoli může být tento způsob efektivně implementován, používá se jiný způsob. Ten popisuje rovnice (3.7) [12]

$$D(n) = \lambda_D D(n-1) + (1 - \lambda_D) d(n) \quad (3.7)$$

kde  $\lambda_D \in (0;1)$  značí faktor zapomnění. Tato metoda filtrace je více úsporná k výpočetním nárokům než metoda (3.6).

Obrázek 3.3 nám znázorňuje, jak byl vstupní signál postupně upravován [12].



**Obrázek 3.3** Postupná úprava signálu při extrakci rysu. a) originální signál, b) signál po filtraci pásmovou propustí, c) signál s přidanou vysokofrekvenční složkou, d) detekce průchodů nulou [12]

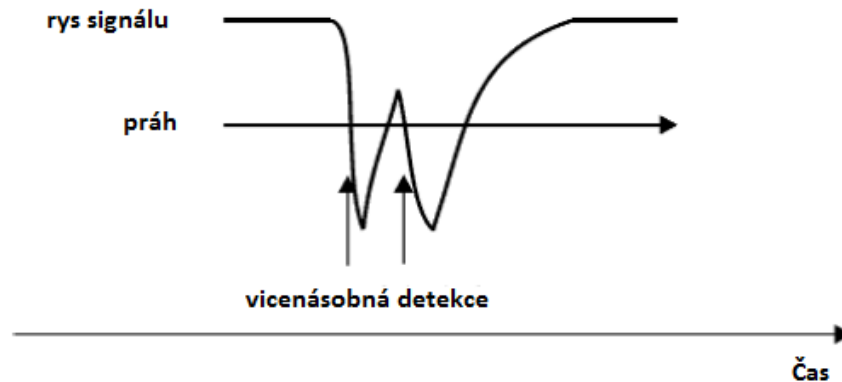
### 3.3 Výpočet detekčního prahu a detekce událostí

Detekce události je dokončena použitím adaptivního prahu  $\Theta$ . Ten je vypočten z rysu signálu pomocí rovnice [12]

$$\Theta(n) = \lambda_{\Theta}\Theta(n-1) + (1 - \lambda_{\Theta})D(n) \quad (3.8)$$

kde  $\lambda_{\Theta} \in (0;1)$  značí faktor zapomnění. Pro detekci události je práh  $\Theta(n)$  porovnáván s rysem signálu  $D(n)$ . Když nastane situace, že rys signálu  $D(n)$  klesne pod daný práh, je detekována událost. Tato jednoduchá detekční logika je vhodná pro rys signálu, který

má hladký průběh. V některých případech může nastat, že rys signálu může obsahovat více píků v oblasti komplexu QRS, jak je ukázáno na Obrázek 3.4.



**Obrázek 3.4 Detail píku rysu signálu s vícenásobnou detekcí komplexu QRS [12]**

Pro ochranu algoritmu před vícenásobnou detekcí definujeme minimální vzdálenost mezi píky rysu signálu. Jako vzdálenost je definován čas konce jedné události do začátku druhé. Jestli je tento čas kratší než zvolené minimum, spojí se tyto detekce události do jedné. Při druhé možnosti budou ponechány bez úpravy [12].

### **3.4 Časová lokalizace R vlny**

Hranice, ve kterých se bude hledat časová lokalizace vlny R vyznačují začátek a konec časové události. Elektrická osa srdce má velký vliv na amplitudu a tvar vlny R. z tohoto důvodu je potřeba zavést vyhledávač maxima/minima v signálu  $y(n)$ . Pokud je hodnota nalezeného minima o mnoho větší než hodnota nalezeného maxima v daném intervalu, časová lokalizace minima je určena jako vlna R. V druhém případě je brána hodnota maxima. Ve finální fázi určení časové polohy ještě musíme vzít v potaz skupinové zpoždění v důsledku lineární filtrace pásmovou propustí.

## 4 Databáze CSE

Zkratka CSE znamená Common Standards for quantitative Electrocardiography. Je to projekt založený v roce 1976 za účelem spolehlivého testování navržených programových realizací, které slouží k analýze signálu EKG. Projektu se účastnili výzkumníci z 25 institucí.

Standardní databáze CSE obsahuje 3 dílčí databáze signálů EKG. První databáze obsahuje signály, které byly zaznamenávány třemi svody. Druhá dílčí databáze obsahuje signály, které byly nahrávány ze všech 15 svodů. Ty tvořili 12 standardních svodů a 3 Frankovy. Třetí část databáze byla vytvořena za účelem hodnocení programů na analýzu signálu EKG a VKG. Tato databáze obsahuje taktéž vícebodové záznamy standardního EKG a VKG .

Databáze obsahuje referenční hodnoty pěti významných bodů v signálu EKG a to začátek vlny P, konec vlny P, začátek komplexu QRS, konec komplexu QRS a konec vlny T. Tyto referenční mediánové hodnoty významných bodů byly stanoveny na základě výsledků 14 algoritmů a hodnocení 5 kardiologů. Kardiologové hodnotily každý pátý záznam a také záznamy, ve kterých se algoritmy lišily. Zaznamenáno je tedy 125 záznamů, přičemž záznamy č. 67 a 70 jsou nastaveny na nulu. Jedná se o záznamy s umělým pacemakerem.

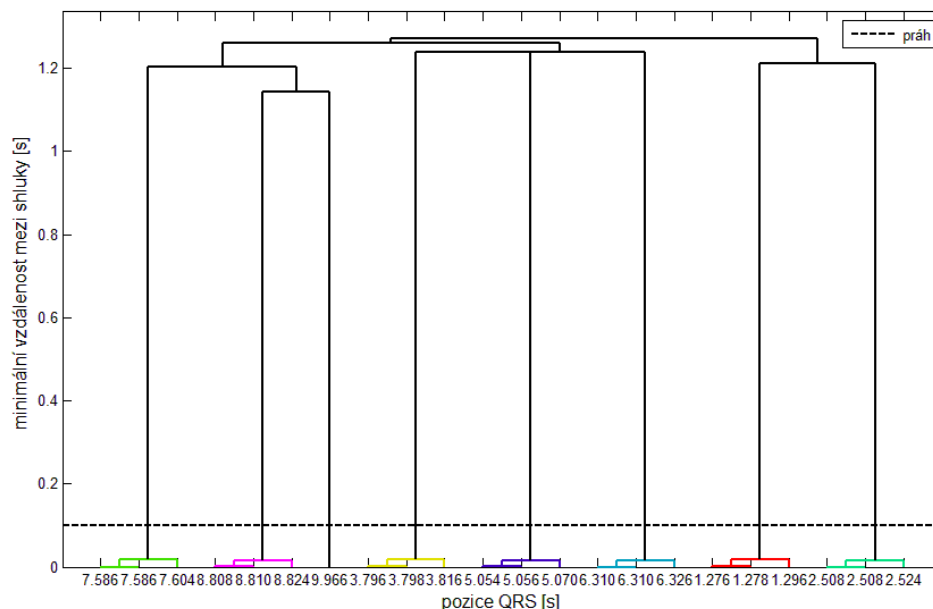
Databáze použitá v této práci obsahuje 125 standardních svodových záznamů, 125 záznamů ortogonálních. Vzorkovací frekvence je 500 Hz a délka záznamu je 10 sekund. U některých záznamů je délka pouze 8 sekund, u těchto signálů je doplněný poslední významný vzorek pro doplnění délky na 10 sekund [15].

## 5 Shluková analýza

Pojmem shluková analýza je obecně myšleno použití různých algoritmů pro seskupování podobných objektů do tzv. shluků. V našem případě využijeme tuto metodu pro kombinaci lokálních pozic komplexů QRS v jednotlivých svodech, za účelem získání pozic globálních a tím ke zlepšení detekčních výsledků.

Základem shlukové analýzy je výpočet euklidovské vzdálenosti mezi každou dvojicí detekované pozice QRS. Takto je vytvořena matice podobností. Pomocí vypočtených vzdáleností jsou potom utvořeny shluky, kde hlavním kritériem pro vytvoření shluku je nejmenší vzdálenost mezi objekty. Takto jsou v jednotlivých shlucích odpovídající pozice QRS z jednotlivých svodů.

Pro lepší představu algoritmu se vykresluje stromová struktura shlukování, tzv. dendrogram, který je na Obrázek 5.1. Původních 22 pozic bylo rozříděno do sedmi shluků, které všechny odpovídají prahové hodnotě, která je nastavena na 100ms. Dále se algoritmus zabývá pouze shluky, které obsahují více objektů, než je polovina počtu svodů analyzovaného signálu. Ostatní jsou považovány za falešné detekce. Nakonec jsou ze zbylých shluků určeny finální globální pozice komplexů QRS, které jsou vybrány na základě mediánu pozic v každém shluku.

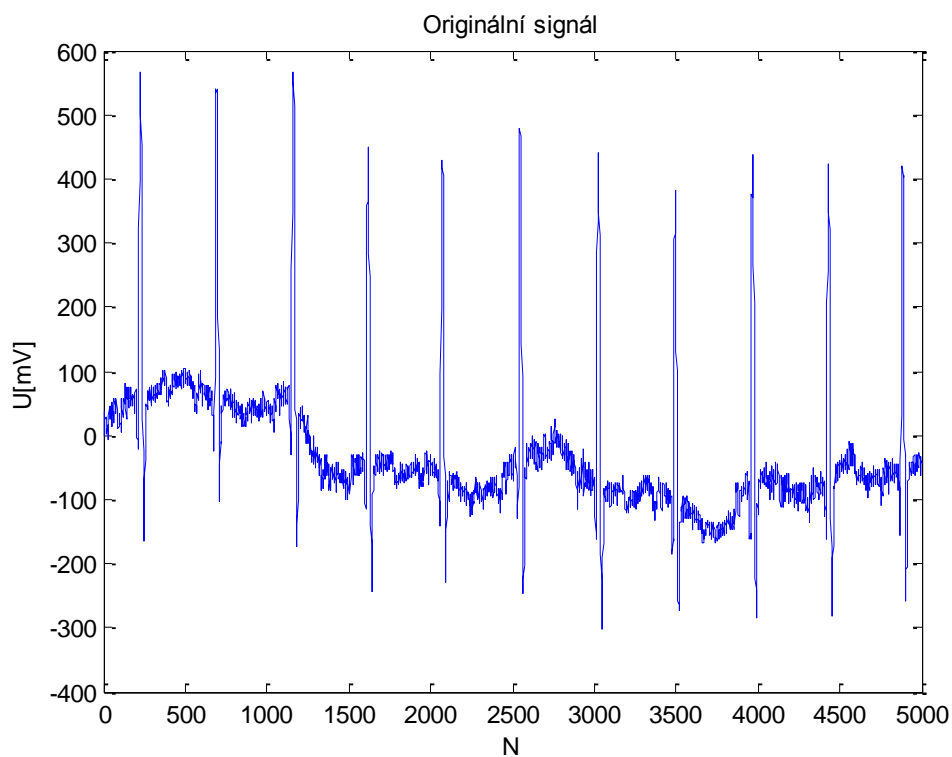


Obrázek 5.1 Dendrogram



## 6 Realizace detektoru pomocí programu Matlab

V této části práce bude realizována metoda detekce komplexu QRS počítání průchodů nulou v programovém prostředí Matlab. Takto vytvořený program bude otestován na databázi CSE. Pro konkrétní realizaci jsou aplikovány teoretické znalosti, které byly popsány v kapitole 3. Pro postupný průběh zpracování signálu byl vybrán dvanácti svodový signál z databáze CSE s označením *MO1\_001\_12* a jeho pátý svod, který je na Obrázek 6.1.

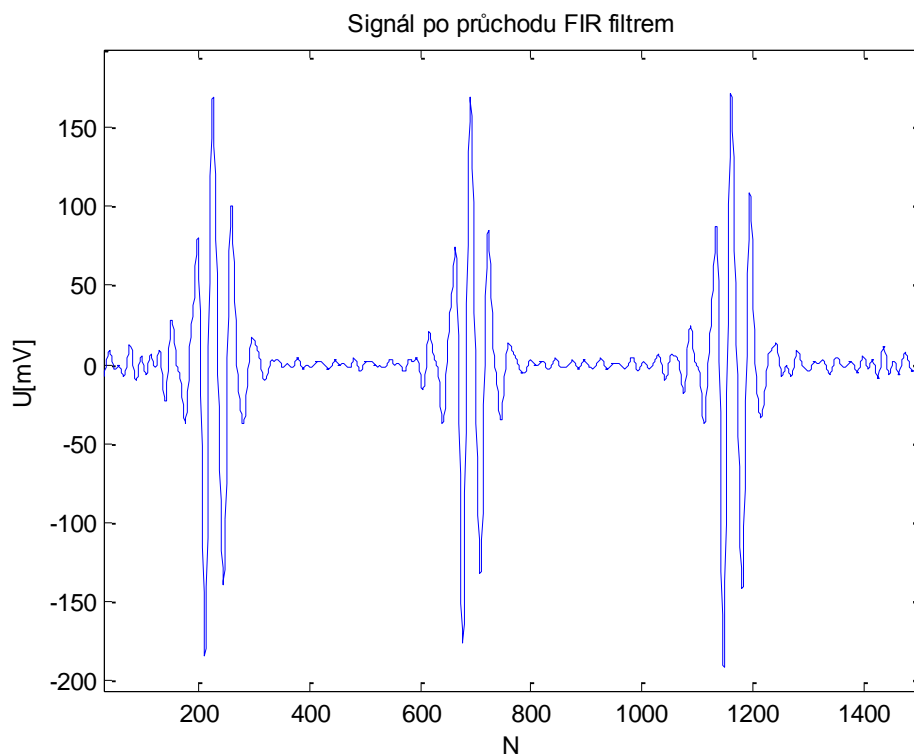


Obrázek 6.1 Vstupní signál EKG

### 6.1 Předzpracování signálu

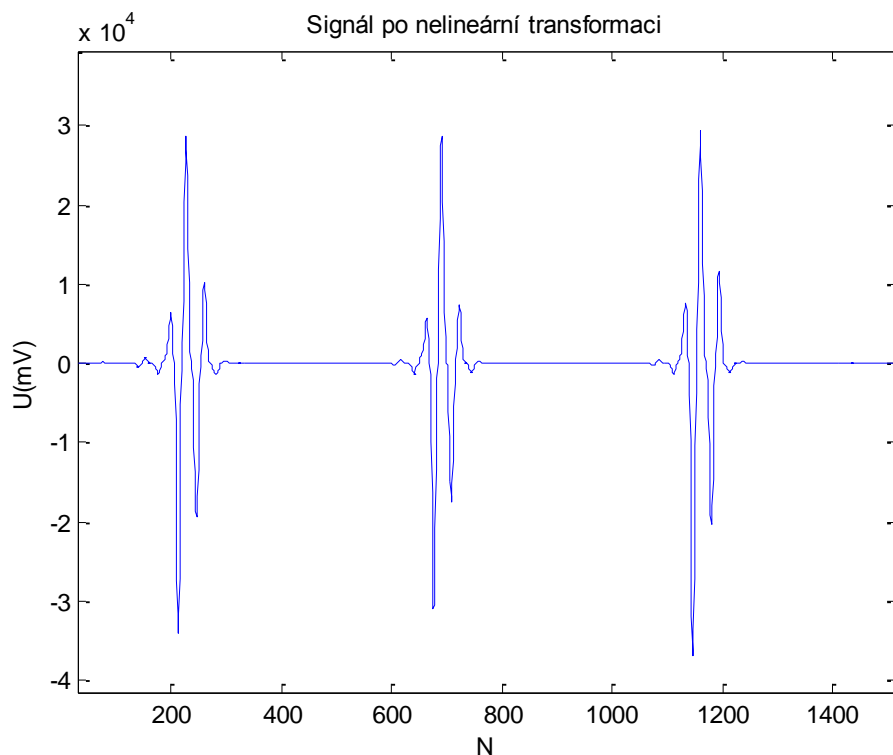
Jako první krok předzpracování signálu slouží lineární filtrace pásmovou propustí. Tato filtrace je realizována funkcí *fir1*, do které zadáme hodnotu dolního mezního kmitočtu, horního mezního kmitočtu, délku impulzní charakteristiky a typ filtru. Jako hodnoty jsem zvolil dolní mezní frekvenci 14 Hz, horní 55 Hz, délku impulzní charakteristiky 200 vzorků a jako typ filtru pásmovou propust. Tyto všechny vstupní parametry nám

funkce *fir1* vyhodnotí a na výstupu získáme koeficienty filtru, pomocí kterých je realizována samotná filtrace signálu pomocí funkce *filtfilt*. Filtrovaný signál je znázorněn na Obrázek 6.2. Jak je patrné, zmizel drift izoliny a byla potlačena vlna P a T.



**Obrázek 6.2 Signál po filtraci pásmovou propustí**

Nelineární transformace signálu je uskutečněna pomocí sigmoidální funkce. Tato funkce zajistí, že záporné hodnotě přidělí hodnotu -1 a kladné 1. Poté je tato funkce násobena s druhou mocninou signálu. Nelineární transformace je znázorněna na Obrázek 6.3.



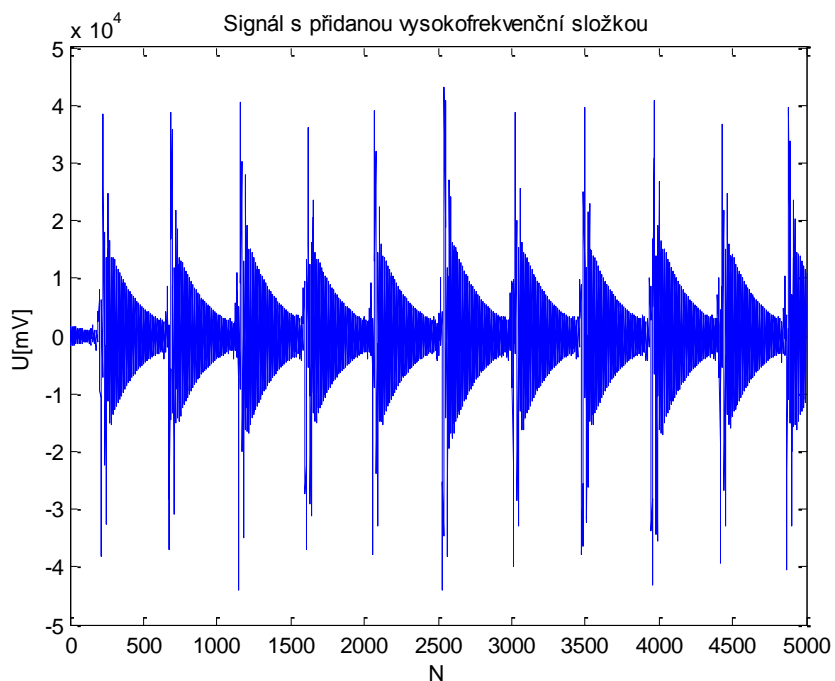
Obrázek 6.3 Signál po nelineární transformaci

## 6.2 Odhad amplitudy a přidání vysokofrekvenčního signálu

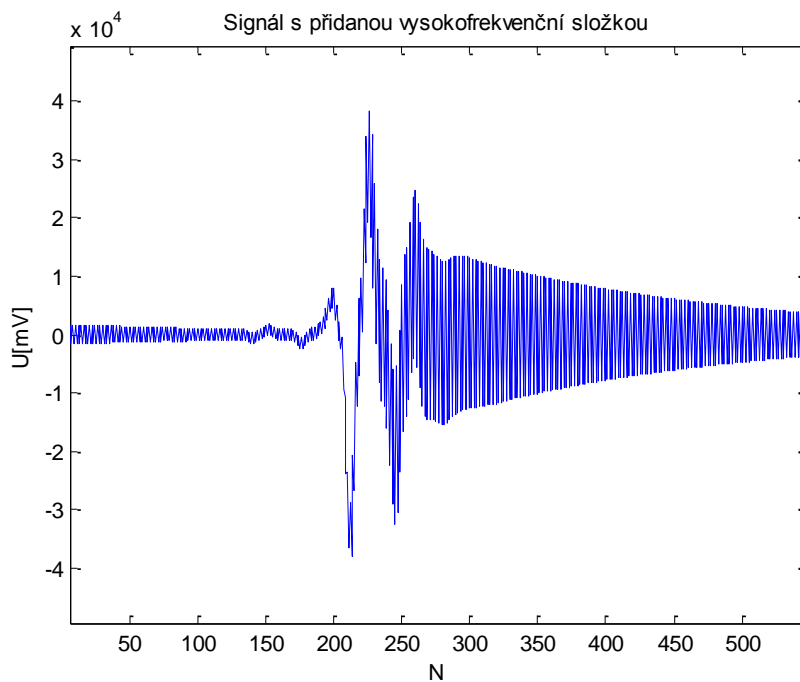
Přidání frekvenční složky s nízkým výkonem nám umožní detekci průchodů nulovou hladinou. Nejdříve je potřeba určit amplitudu vysokofrekvenčního signálu a proto využijeme pro výpočet vztah 3.4. Pro správnou detekci je velmi důležité nastavení volitelných parametrů. Jako konstantu zisku  $c$  jsem zvolil hodnotu 6, faktor zapomnění  $\lambda_k$  jsem nastavil na hodnotu 0,995. Poslední problém bylo nastavení prvního vzorku, který je důležitý pro detekci na začátku signálu. Kdyby byl nastaven na hodnotu 0, začátek odhadu amplitudy by měl chybný průběh, ale po několika vzorcích by se nepřesnost potlačila. První vzorek jsem tedy určil jako průměr z absolutní hodnoty všech prvků signálu.

Dalším krokem bylo vytvoření vysokofrekvenčního signálu. Ten byl vytvořen jako posloupnost střídajících se hodnot 1 a -1 po celé délce signálu s následným vynásobením odhadu amplitudy. Takto vzniklá vysokofrekvenční složka se přičetla

k signálu po nelineární transformaci. Obrázek 6.4 znázorňuje signál s přidanou vysokofrekvenční složkou a Obrázek 6.5 zobrazuje detail jednoho komplexu QRS s přidanou vysokofrekvenční složkou. Jak je vidět, průchody v oblasti QRS obsahují minimální počet průchodů nulovou hladinou.



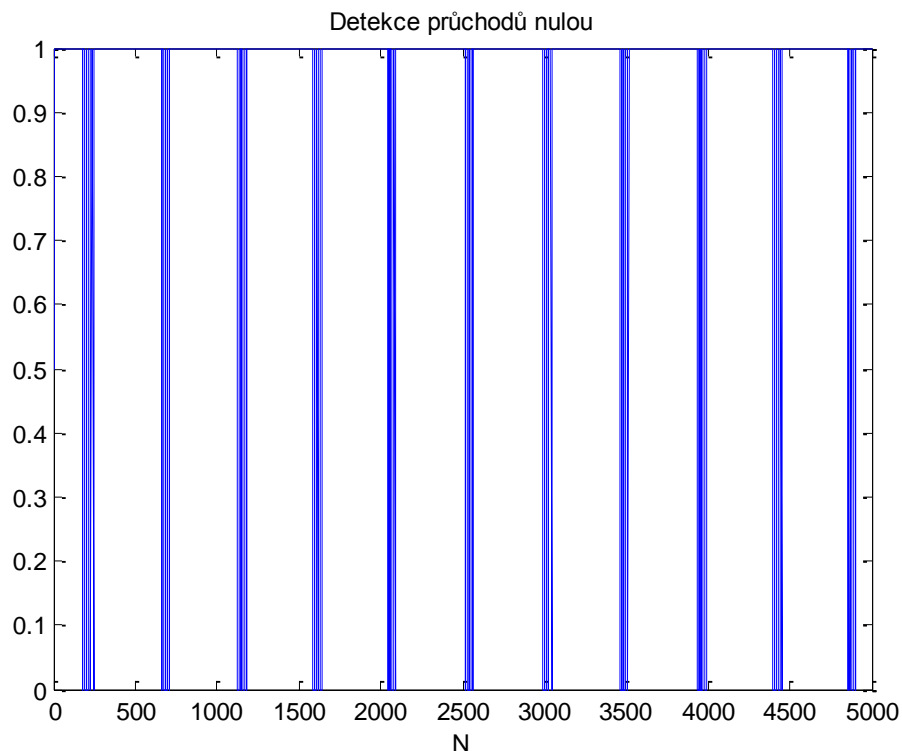
**Obrázek 6.4** Signál s přidanou vysokofrekvenční složkou



**Obrázek 6.5** Detail QRS komplexu signálu s přidanou vysokofrekvenční složkou

### 6.3 Detekce průchodů nulovou hladinou

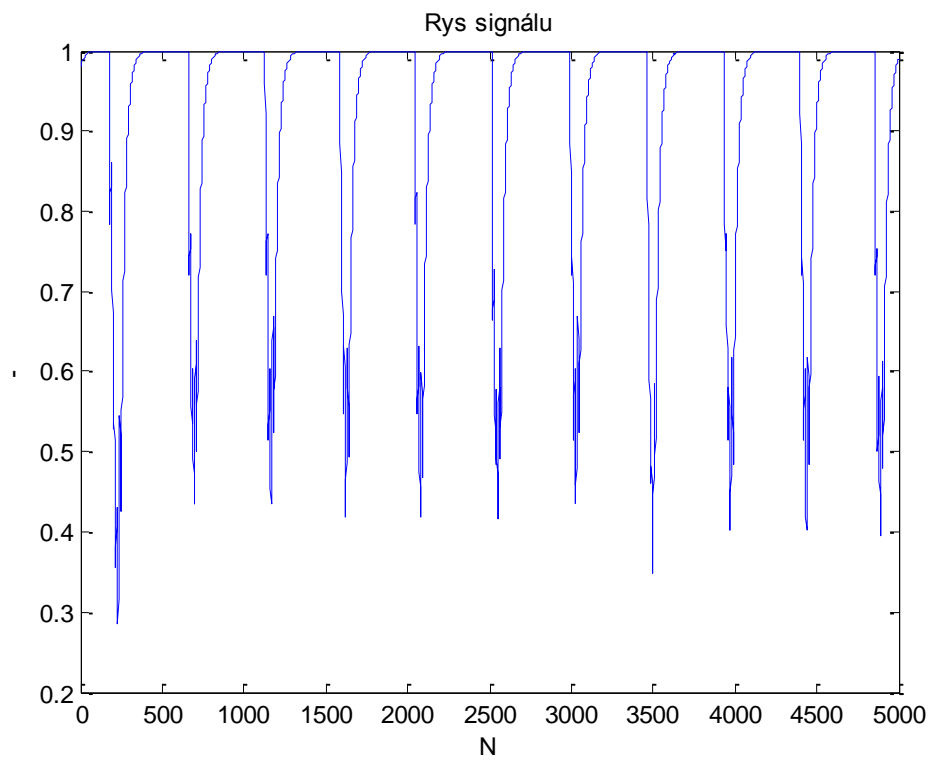
Detekce průchodů nulovou hladinou mezi sebou porovnává sousední hodnoty. Jestli se ve znaménku liší, výstupem je jednička. V opačném případě je výstupem nula. Tento výpočet je realizován podle vzorce 3.5, kde je využita znaménková funkce *sign*. V tomto vzorci nejsou žádné volitelné parametry. Detekce průchodů nulovou hladinou je na Obrázek 6.6.



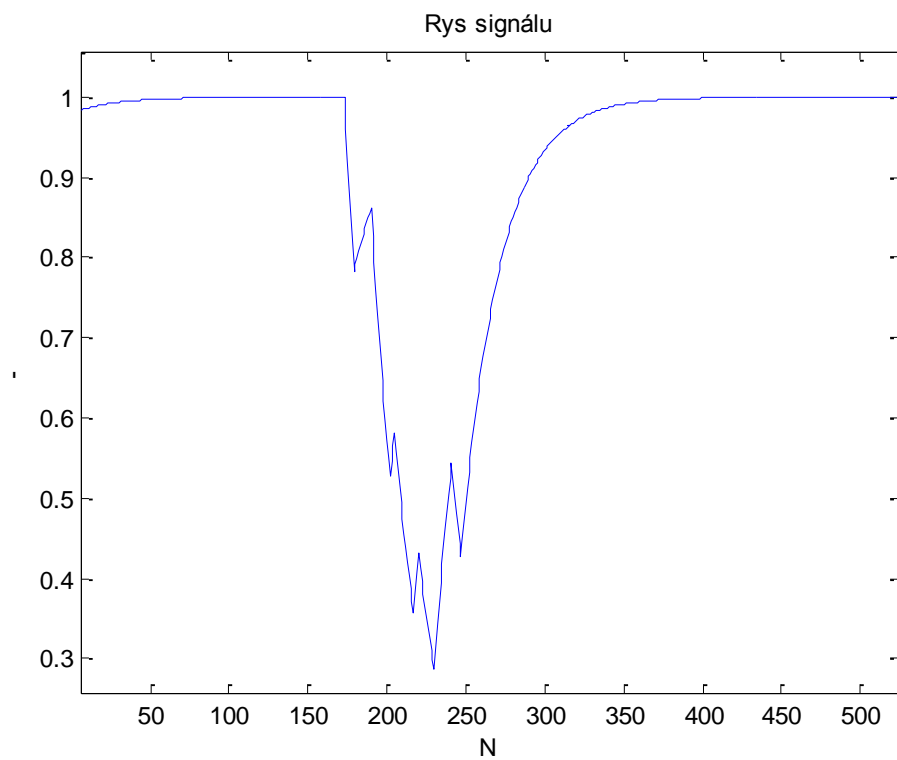
Obrázek 6.6 Počítání průchodů nulou

### 6.4 Porovnání prahu a rysu signálu

V první fázi této části musíme vypočíst rys signálu. Tento vypočteme pomocí rovnice 3.7, která nám určuje dolní propust. Ve vzorci se vyskytují dva volitelné parametry a to faktor zapomnění  $\lambda_D$  a hodnota prvního vzorku. Hodnota faktoru zapomnění byla nastavena na 0,95 a hodnota prvního vzorku na 0,98. Nastavení hodnoty prvního vzorku rysu signálu je důležité pro začátek průběhu signálu. Kdybychom nastavili hodnotu prvního vzorku jako nulovou, rychlost adaptace bude špatná a může dojít k mylné detekci komplexu QRS na začátku signálu. Protože je rys signálu mimo oblasti komplex; QRS roven 1, volí se hodnota prvního vzorku blízká číslu 1. Průběh rysu signálu je ukázán na Obrázek 6.7. Na Obrázek 6.8 je vyobrazen detail píku rysu signálu.

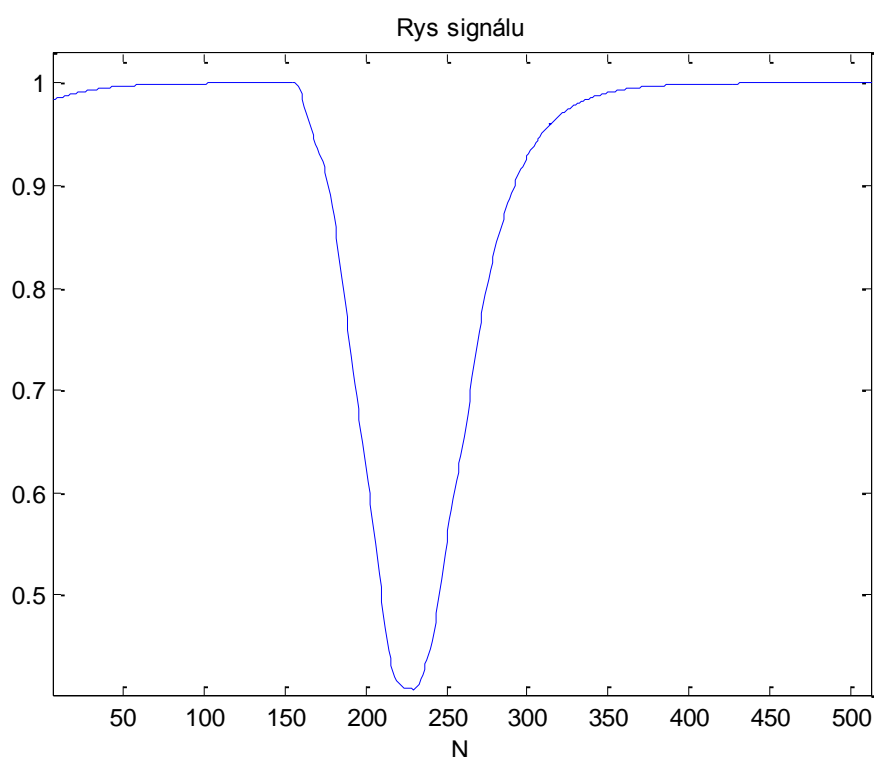


**Obrázek 6.7 Rys signálu**



**Obrázek 6.8 Detail píku rysu signálu**

Jak je vidět na pík rysu signálu není úplně homogenní a z toho mohou vznikat problémy s vícenásobnou detekcí překročení prahu signálu. V teoretickém rozboru této problematiky je tento problém odstraněn použitím okna, které porovnává vzdálenosti jednotlivých překročení prahu. Jiná varianta odstranění problému je vyhlazením signálu. K realizaci této metody jsem použil funkci *smooth*. Jako koeficient funkce, který určuje z kolika bodů bude vypočten každý vzorek vyhlazeného signálu jsem zvolil hodnotu 35. Tímto krokem se mírně rozšíří oblast hledání komplexu QRS, ale při rozumně zvoleném koeficientu to nebude mít vliv na účinnost detekce. Výsledek vyhlazení je na Obrázek 6.9.

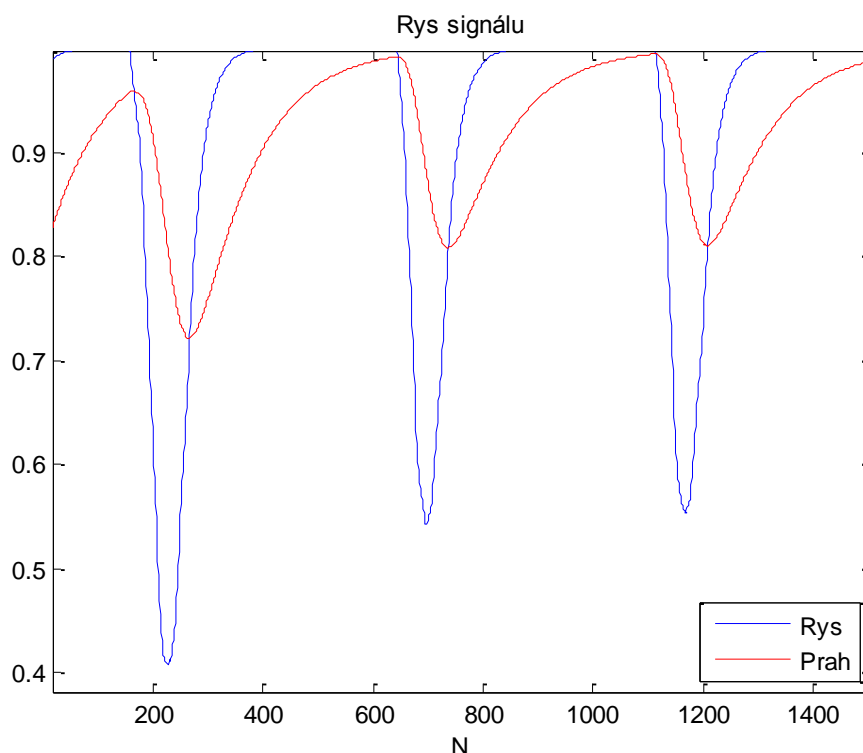


**Obrázek 6.9 Rys signálu vyhlazený pomocí funkce smooth**

Dalším krokem je výpočet prahu signálu pomocí rovnice 3.8. Podobně jako u výpočtu rysu signálu nastavujeme faktor zapomnění  $\lambda_\theta$  a hodnotu prvního vzorku. Jako faktor jsem zvolil hodnotu 0,99 a hodnotu prvního vzorku 0,8.

Když při porovnání rysu a prahu signálu klesne rys pod hodnotu prahu, je detekován začátek oblasti komplexu QRS. Při navrácení rysu zpět nad hodnotu prahu signálu je oblast komplexu QRS ukončena. Tohoto faktu jsem využil odečtením prahu od rysu signálu a na takto vytvořený signál jsem aplikoval funkci *signum*. Tento signál

obsahoval hodnotu 1 v oblasti komplexu QRS a hodnotu -1 v oblasti mimo komplex QRS. Na Obrázek 6.10 můžeme vidět porovnání prahu a rysu signálu.

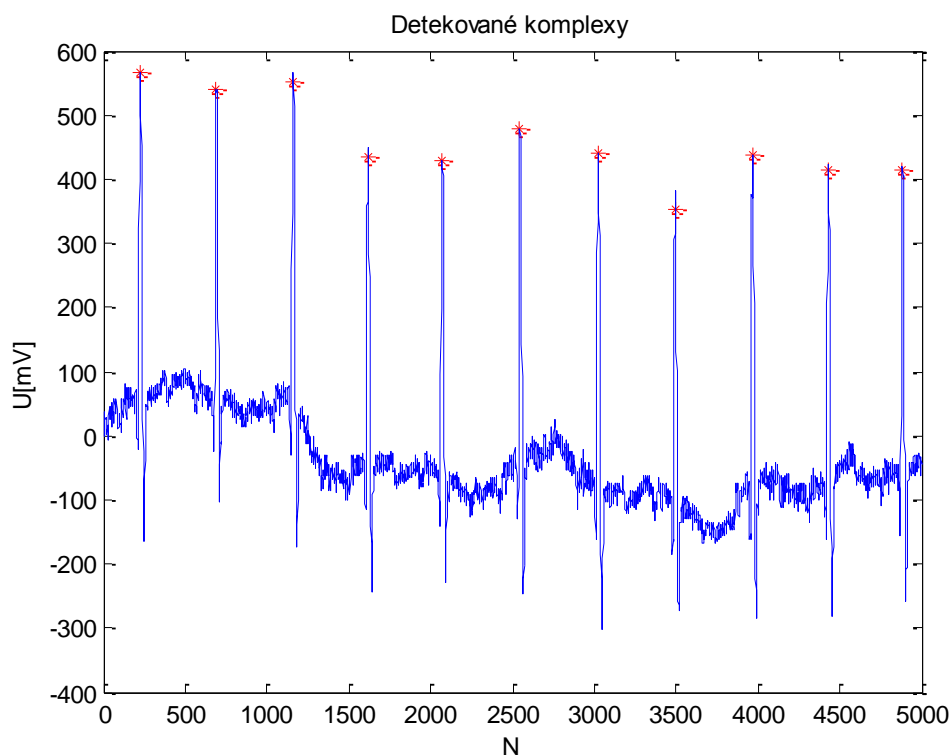


Obrázek 6.10 Porovnání rysu a prahu signálu

## 6.5 Časová lokalizace R vlny

Finální část celého algoritmu představuje přesné určení polohy vlny R. Tato operace je provedena na signálu po filtraci pásmovou propustí a po nelineární transformaci. Vyhledávání vln R se neprovádí po celém signálu, nýbrž pouze v intervalech, kdy rys signálu překročí detekční práh. Vlna R se v takovémto intervalu vyhledává samozřejmě pomocí maximální hodnoty. Jelikož osa srdečního vektoru hraje v tomto případě velkou roli, může se stát, že v některých záznamech EKG signálu budou vlny R reprezentovány hodnotou minimální. Proto jsem do algoritmu vložil podmínku, která udává, že pokud bude absolutní hodnota minimální hodnoty v daném intervalu větší než 2,33 násobek hodnoty maximální, potom je vlna R reprezentována minimem v tomto intervalu.





**Obrázek 6.11 Detekované komplexy QRS**

Takto získané polohy vln R poslouží pro jejich přesné znázornění při vykreslování, ale hlavně k zjištění účinnosti detektoru QRS porovnáním s hodnotami referenčními. Obrázek 6.11 zobrazuje výsledek detekce.

## 6.6 Testování detektoru na databázi CSE

Testování realizovaného detektoru se provádělo na kompletní databázi CSE. Jednalo se tedy o testování 125 signálů standardní, dvanácti-svodové databáze a tří-svodové databáze. Vypočtené pozice vln R byly porovnávány s referenčními polohami. Jako odchylku jsem zvolil rozsah  $\pm 40$  vzorků.

Základní parametry hodnocení úspěšnosti detekce vln R jsou senzitivita ( $Se$ ) a pozitivní prediktivní hodnota ( $P^+$ ). Senzitivita je vyjádřena vztahem

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100 [\%] \quad (3.9)$$

kde  $TP$  značí správně detekované polohy vln R (true positive) a  $FN$  udává nedetekované vlny R (false negative). Pozitivní prediktivní hodnota je vyjádřena vztahem

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP} \cdot 100 [\%] \quad (3.10)$$

kde  $TP$  značí správně detekované polohy vln R (true positive) a  $FP$  udává polohy vln R, které byly detekovány chybně (false positive).

Tabulka 6-1 udává úspěšnost pro lokální a globální detekci u obou testovaných svodových systémů.

**Tabulka 6-1 Hodnoty senzitivity a pozitivní prediktivity testovaného detektoru.**

<b>Lokální detekce</b>					
<b>svody</b>	<b>TP</b>	<b>FP</b>	<b>FN</b>	<b>Se [%]</b>	<b>P<sup>+</sup> [%]</b>
<b>XYZ</b>	4398	33	21	99,52	99,26
<b>Standardní</b>	17531	123	145	99,18	99,30
<b>Globální detekce s využitím shlukové analýzy</b>					
<b>svody</b>	<b>TP</b>	<b>FP</b>	<b>FN</b>	<b>Se [%]</b>	<b>P<sup>+</sup> [%]</b>
<b>XYZ</b>	1472	3	1	99,93	99,8
<b>Standardní</b>	1468	1	5	99,66	99,93

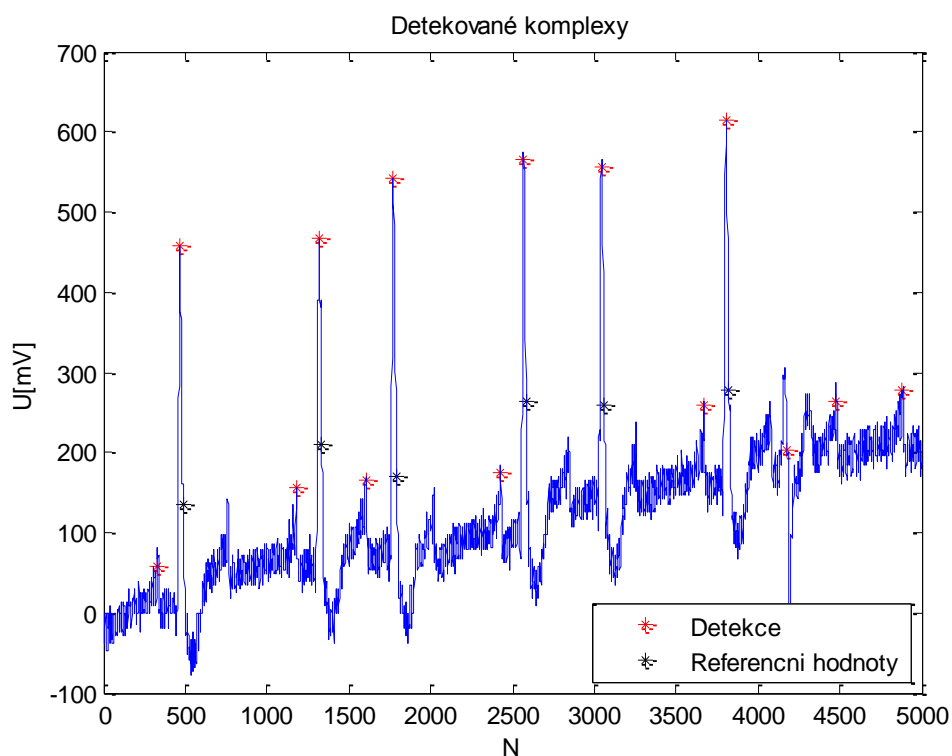
Autoři v [12] dosáhli hodnot senzitivity  $Se=99,70\%$  a pozitivní prediktivity  $P^+=99,57\%$ , což je lepší výsledek než v naší realizaci u lokální detekce. Po aplikaci shlukové analýzy a globalizování pozic se úspěšnosti detektoru zlepšila a překonala hodnoty uváděné u autorů v [12]. Důležitým faktem ale je, že autoři v [12] testovali navržený detektor na databázi MIT-BIH, takže porovnávání výsledků mezi těmito dvěma realizacemi není úplně korektní.

V našem případě spočívala poměrně vysoká účinnost v pečlivém nastavení volitelných parametrů, jako jsou faktory zapomínání a konstanty zisku. Tento proces byl ale poměrně zdlouhavý. Řešení by spočívalo ve vytvoření určitého optimalizačního algoritmu, který by tyto volitelné parametry vyladil na optimální hodnoty za uživatele.

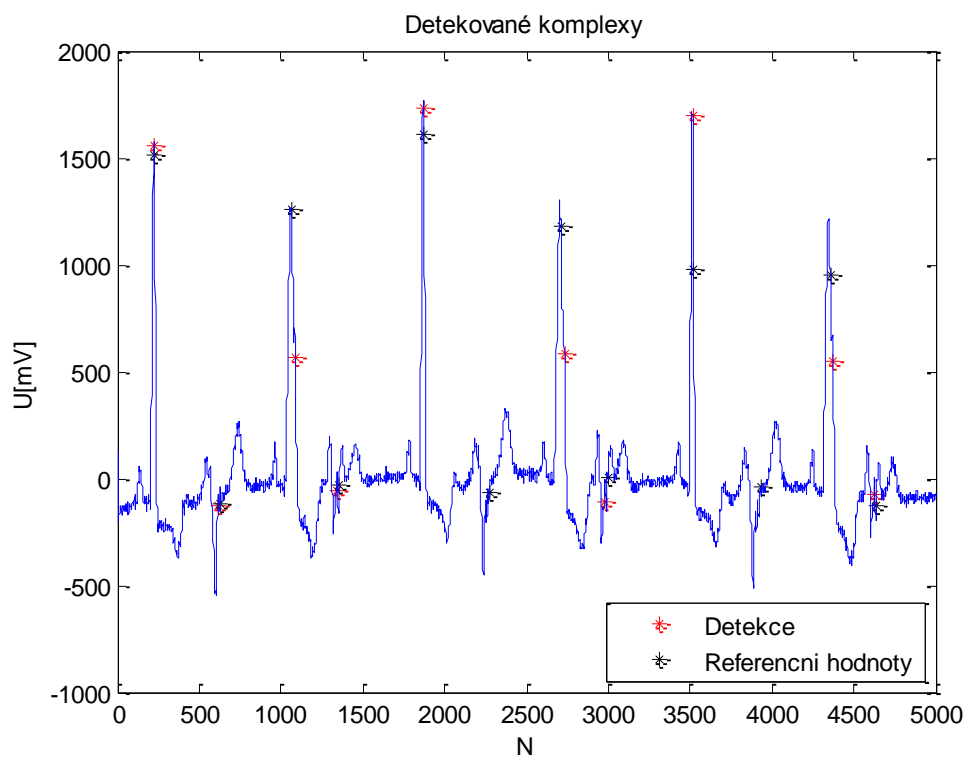
Dále budou uvedeny signály, které byly pro detekci problematické. Poměrně nízké hodnoty pozitivní prediktivity  $P^+=74,11\%$  dosahovala detekce na signálu *MOI\_054\_12*. Senzitivita byla  $Se=98,81\%$ . Tento signál obsahoval velké rušení a docházelo k falešným detekcím. Zlepšení detekce by se dalo dosáhnout úpravou mezních frekvencí a řádu pásmové propusti speciálně pro tento signál. Ukázka prvního svodu signálu je na Obrázek 6.12.

Dalším signál má označení *MOI\_117\_12*. Zde dosahovaly hodnoty senzitivity  $Se=93,75\%$  a pozitivní prediktivity  $P^+=97,12\%$ . Na Obrázek 6.13 vidíme první svod tohoto signálu s dvěma nedetekovanými komplexy QRS.

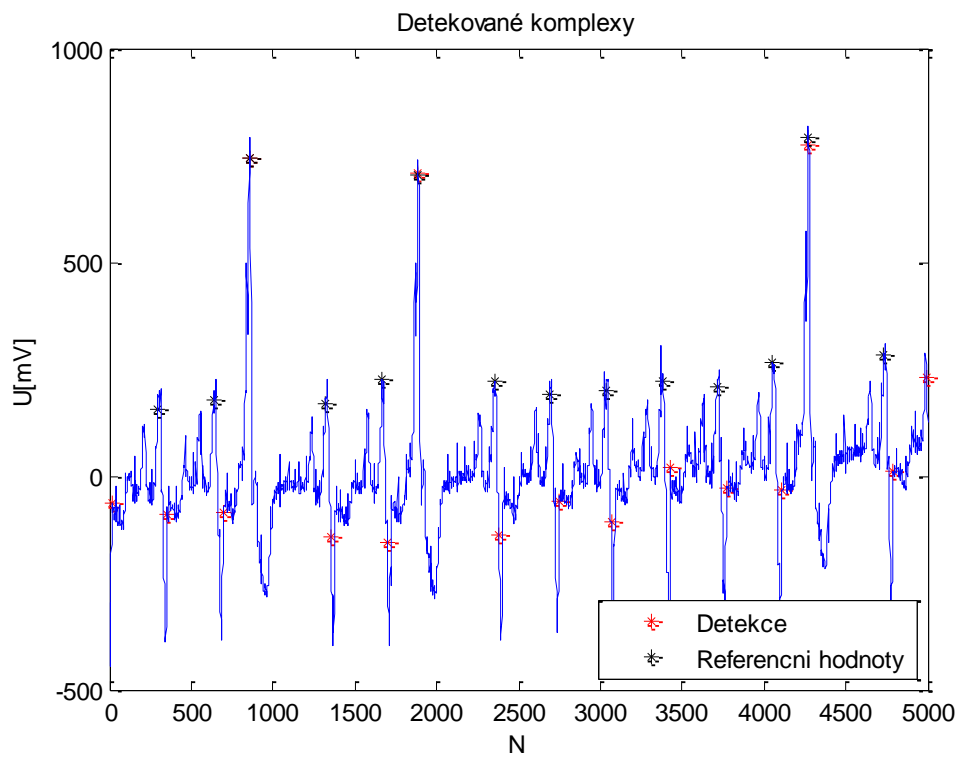
Jako ukázkou posledního problematického signálu jsem zvolil signál s označením *MOI\_105\_12*. Hodnota senzitivity byla  $Se=84,52\%$  a pozitivní prediktivity  $P^+=89,87\%$ . Na Obrázek 6.14 je opět první svod tohoto signálu. Zde můžeme vidět posunuté detekční body oproti referenčním a chybně detekovaný komplex na začátku a na konci signálu.



**Obrázek 6.12 Ukázka detekce na prvním svodu signálu *MOI\_054\_12***



Obrázek 6.13 Ukázka detekce na prvním svodu signálu MO1\_117\_12



Obrázek 6.14 Ukázka detekce na prvním svodu signálu MO1\_105\_12

## 7 Transformace svodů

Možnost transformace z ortogonálního, tří-svodového systému na dvanácti-svodový umožňuje využití menšího počtu svodů k analýze signálu EKG, jeho počítačové vizualizace a dalšího zpracování [2]. Tento postup se používá v případě, když chceme snížit počet použitých elektrod nebo nejsme schopni všech 12 elektrod pro snímání ze standardních svodů použít. Tento fakt může nastat v případě pacienta, který má určité zranění v místě přiložení elektrody. Transformace svodů z ortogonálního na standardní svodový systém se používá také pro větší pohodlnost a rychlost snímání EKG a také pro úspornější archivaci záznamů [13]. Transformací metody však musí získat plnohodnotné a nezkreslené standardní svody srovnatelné se skutečně nasnímanými. Tato kapitola se bude věnovat popisu nejdůležitějších transformačních přístupů, které budou popsány níže.

### 7.1 Dowerova transformace

Určitě nejznámější Dowerova metoda pracuje s poměrně prostými matematickými operacemi jako je sčítání a odečítání vektorů a jejich skalárů. Jelikož nám ortogonální svody vyjadřují směr a velikost šíření vektoru depolarizace, můžeme pomocí nich stanovit velikost vektoru od bodu vzniku do bodu  $P$ , kterou nám určí rovnice [4]

$$P = x \cdot i + y \cdot j + z \cdot k, \quad (6.1)$$

kde  $x, y, z$  jsou koordináty bodu  $P$  v souřadné ose  $X, Y, Z$  a  $i, j, k$  jsou jednotkové vektory rovnoběžné s osou souřadnic.

Podle dipólové hypotézy, která udává, že srdce se chová jako elektrický dipól jsou potenciály na různých místech těla generovány srdečním vektorem depolarizace  $H$ . Vztah mezi potenciálem  $v_p$  na kterémkoli místě  $P$  na těle a vektorem  $H$  může být vyjádřen skalárním součinem vektoru  $H$  a jiného vektoru  $L_p$  [4]

$$v_p = L_p \cdot H \quad (6.2)$$

kde  $L_p$  závisí na  $P$ . Je to svodový vektor.

Srdeční vektor udává celkovou elektrickou aktivitu srdce. Jednotlivé svody jsou spojovány se svodovým vektorem, tudíž zobrazení srdečního vektoru do svodového nám odhalí signál, který je snímán na konkrétním svodu.

Svodový vektor může být přidělen na kterýkoli bod na těle. Pomocí Frankových pokusů odvodil Dower koeficienty pro unipolární a bipolární svody standardního systému. Protože lze každý z dvanácti svodů standardního zapsat jako lineární kombinaci tří ortogonálních svodů, vytvořil Dower tabulku koeficientů pro přepočítání ortogonálních svodů na standardní. Jako první uveřejnil tabulku v roce 1968.

**Tabulka 7-1 Koeficienty pro Dowerovu transformaci z roku 1968 [4].**

<b>svody</b>	<b>i</b>	<b>j</b>	<b>k</b>
<b>I</b>	105	-28	19
<b>II</b>	37	145	-14
<b>III</b>	-68	173	-33
<b>aVR</b>	-71	-59	-3
<b>aVL</b>	87	-101	26
<b>aVF</b>	-15	159	-24
<b>V<sub>1</sub></b>	-65	-67	-106
<b>V<sub>2</sub></b>	6	-86	-157
<b>V<sub>3</sub></b>	99	-42	-150
<b>V<sub>4</sub></b>	167	-13	-84
<b>V<sub>5</sub></b>	153	6	-14
<b>V<sub>6</sub></b>	110	-6	33

Nevýhoda této transformační tabulky spočívala ve velké nepřesnosti, vypočtené velikosti signálů byly o několik řádů vyšší než změřené. Výhodou byl však fakt, že transformovaný signál věrně kopíroval tvar křivky EKG.

V roce 1980 zveřejnil Dower novou tabulku transformačních koeficientů v desetinné formě, která je pokládána za jednu z nejlepších pro transformaci z ortogonálních svodů na standardní [15].

**Tabulka 7-2 Koeficienty pro Dowerovu transformaci z roku 1980 [4]**

<b>svody</b>	<b>i</b>	<b>j</b>	<b>k</b>
<b>I</b>	0,632	-0,235	0,059
<b>II</b>	0,235	1,066	-0,132
<b>III</b>	-0,397	1,301	-0,191
<b>aVR</b>	-0,434	-0,415	0,037
<b>aVL</b>	0,515	-0,768	0,125
<b>aVF</b>	-0,081	1,184	-0,162
<b>V<sub>1</sub></b>	-0,515	0,157	-0,917
<b>V<sub>2</sub></b>	0,044	0,164	-0,139
<b>V<sub>3</sub></b>	0,882	0,098	-1,277
<b>V<sub>4</sub></b>	1,213	0,127	-0,601
<b>V<sub>5</sub></b>	1,125	0,127	-0,086
<b>V<sub>6</sub></b>	0,831	0,076	0,230

Dowerova metoda patří mezi deterministické transformační přístupy [4].

## 7.2 Dawsonova transformace

Po Dowerově deterministické metodě transformace svodů byl všeobecný zájem o nalezení alternativních statistických přístupů k vytvoření transformací. Tyto transformace jsou především získány skrze metodu nejmenších čtverců. Statistické metody transformace jsou poněkud limitovány, protože je předpokládán invariantní bodový zdroj EKG. Ten však nesouhlasí s realitou, kde je EKG generováno z vícečetných zdrojů na srdci. Ačkoli je tento postup zjednodušení zdroje na bodový vhodný, je zde omezení v možnosti zjištění parametrů srdce jako je velikost, orientace nebo různé patologické vlivy.

Je dobře známo, že různé poruchy srdce vedou ke změně průběhu signálu EKG a taky jeho rozsahu. Mimoto data EKG obvykle obsahují různé rušení jako drift izolinie, dýchacími pohyby nebo rušení v podobě síťového brumu. Tyto rušení mohou postihnout přesnost lineární transformace. Proto je signál potřeba předzpracovat a tyto rušivé elementy odstranit. V případě dlouhých dat EKG je však tento postup těžkopádný. Proto se pro tuto problematiku vyvinuly transformační matice využívající statistickou metodu nejmenších čtverců a lineární afinní transformace, která udává, že každý vypočtený svod je lineární kombinací známých svodových hodnot, ke kterým je přičtena konstanta, jak je uvedeno v rovnici 6.2. [2]

$$Y = AX + \varepsilon = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + \varepsilon \quad (6.3)$$

kde  $a_0, a_1, \dots, a_n$  jsou sloupce transformačních koeficientů,  $A$  je transformační matice a  $\varepsilon$  je chyba.

Struktura afinní transformace poskytuje vhodné střední hodnoty, které kompenzují některé rušení v signálu, takže výsledky této empirické transformace mohou vést k přesnějším hodnotám. Transformační matice závisí na faktorech jako věk a zdravotní stav měřené osoby.

Většinou je pomocí Dawsonovy transformace transformován ortogonální systém na standardní. Lze provést i inverzní transformaci, ale s použitím jiné transformační matice. To protože transformace na Frankův svodový systém je zatížena redundantní informací [2].

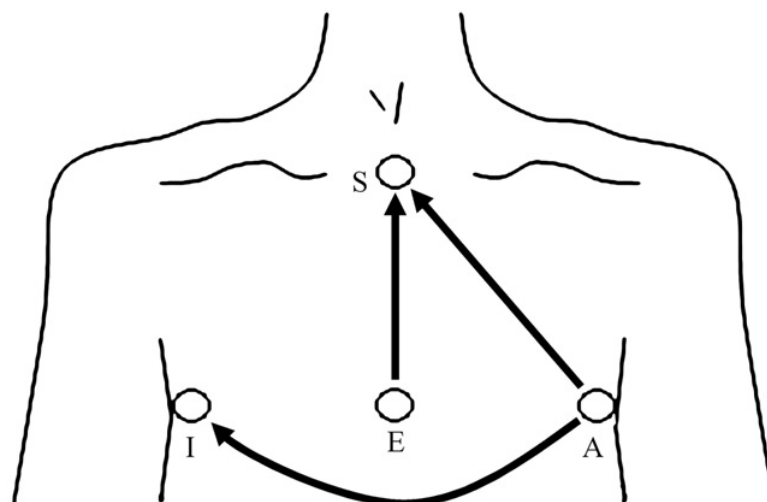
Jsou představeny 2 transformační matice. Jedna slouží pro zdravé pacienty (HC), druhá pro pacienty se srdečním onemocněním (MI). Tyto jsou zobrazeny v Tabulka 7-3 [15].

**Tabulka 7-3 Dawsonovy transformační matice HC a MI [15].**

svody	Dawson HC			Dawson MI		
	X	Y	Z	X	Y	Z
<b>I</b>	0,5142	-0,0582	-0,0948	0,7998	-0,1600	0,0634
<b>II</b>	0,2211	0,9545	-0,0454	0,2647	0,8977	-0,0285
<b>III</b>	-0,2932	1,0127	0,0494	-0,5351	1,0576	-0,0919
<b>aVR</b>	-0,3676	-0,4481	0,0701	-0,5322	-0,3688	-0,0175
<b>aVL</b>	0,4037	-0,5354	-0,0721	0,6674	-0,6088	0,0777
<b>aVF</b>	-0,0360	0,9836	0,0020	-0,1352	0,9776	-0,0602
<b>V<sub>1</sub></b>	-0,4500	-0,1448	-0,8010	-0,5325	-0,3213	-0,9793
<b>V<sub>2</sub></b>	-0,1905	-0,3183	-1,7516	0,0010	-0,6852	-1,7674
<b>V<sub>3</sub></b>	0,3532	0,0945	-1,6875	0,5269	-0,3857	-1,8725
<b>V<sub>4</sub></b>	1,0004	0,0569	-0,9643	1,0550	-0,1265	-1,2897
<b>V<sub>5</sub></b>	1,0996	0,3009	-0,2366	1,1306	0,1941	-0,2893
<b>V<sub>6</sub></b>	0,8619	0,2574	0,1077	0,8176	0,3113	0,1049

### 7.3 EASI svodový systém

EASI svodový systém byl navrhnut v roce 1988. Sestává ze 4 elektrod a jedné zemnicí, jak ukazuje Obrázek 7.1 [6].



**Obrázek 7.1 Zobrazení elektrod při měření svodovým systémem EASI [6]**



Jednotlivé pozice uložení elektrod jsou založeny na Frankovém svodovém systému. Tyto 4 nezávislé měřící svody produkují 3 nezávislé bipolární měření mezi elektrodami E-S, A-S a A-I. Standardní dvanácti-svodový systém EKG je vytvořen z lineární kombinace těchto tří svodů využívající optimalizované, pevné koeficienty. Pro každý vytvořený svod je transformace reprezentována rovnicí [6]

$$V_i = a_i V_{ES} + b_i V_{AS} + c_i V_{AI} \quad (6.4)$$

kde  $V_i$  je napětí na vytvořeném svodu  $i$  a  $a_i$ ,  $b_i$ ,  $c_i$  jsou korespondující koeficienty užití k váhování napětí  $V$  na měřených svodech AS, ES a AI [6]. Pro vytvoření 12 svodů je potřeba 36 koeficientů ( $3 \times 12$ ). Tyto jsou většinou získány z analýzy modelu zobrazení trupu.

Hlavní výhoda EASI svodového systému spočívá v získání 12 svodového standardního systému za užití menšího počtu snímacích kanálů. Z toho vyplývá, že proces sběru dat je rychlejší a obratnější, který dělá z EASI snímacího systému lepší variantu v ambulantním vyšetřování. Další výhodou EASI systému je snížená citlivost pro pohybové artefakty [6].

Tabulka 7-4 nám zobrazuje transformační matici získanou z modelu homogenního trupu [7].

**Tabulka 7-4 Transformační matice odvozená z modelu homogenního trupu [7].**

<b>Model homogenního trupu</b>			
<b>svod</b>	<b>a<sub>ES</sub></b>	<b>a<sub>AS</sub></b>	<b>a<sub>AI</sub></b>
<b>I</b>	-0,00928	-0,25764	0,84689
<b>II</b>	0,03630	1,62152	-0,78803
<b>III</b>	0,04558	1,87196	-1,63492
<b>aVR</b>	-0,01351	-0,68194	-0,02943
<b>aVL</b>	-0,02743	-1,06840	1,24091
<b>aVF</b>	0,04094	1,75034	-1,21148
<b>V<sub>1</sub></b>	0,62359	-0,60967	-0,00216
<b>V<sub>2</sub></b>	1,08419	-1,47199	1,36368
<b>V<sub>3</sub></b>	0,77361	-0,87827	1,42442
<b>V<sub>4</sub></b>	0,39896	-0,01736	1,01145
<b>V<sub>5</sub></b>	0,13510	0,30924	0,71993
<b>V<sub>6</sub></b>	-0,00005	0,29326	0,40876

## 7.4 Newlmanova metoda

V této metodě je generováno všech 8 nezávislých svodů (I, II, V<sub>1</sub>-V<sub>6</sub>) a vždy se snímají oba končetinové svody I a II a nejméně jeden z hrudních svodů V<sub>1</sub>-V<sub>6</sub>. Záznamy EKG jsou náhodně rozděleny do učební množiny a do testovací množiny a stejném počtu záznamů. Obecné rekonstrukční koeficienty k syntéze zbylých svodů byly stanoveny ze začátku signálu EKG v učební množině za využití lineární regrese. Tyto koeficienty byly následně aplikovány na signály EKG v testovací množině. Koeficienty konkrétních pacientů byly určeny z každého začátku signálu EKG v testovací množině. Tyto rekonstrukční koeficienty byly aplikovány na signál na jeho začátku, a pak v průběhu nahrávání.

Přesnost rekonstrukce chybějících svodů signálu byla vyhodnocena ve 3 stádiích. V prvním stádiu celková podoba signálu pro každý signál EKG byla posouzena korelací rekonstruovaných a originálních svodů. Korelace byla založena na vzorcích v komplexu QRS-T. Ve druhém stádiu byla rekonstrukční přesnost určena na klinicky významném měření amplitudy segmentu ST v čase 60 milisekund uplynulých od detekce bodu J (návrat hodnoty signálu na nulovou izolínii po vlně S). Určujeme průměr absolutních rozdílů mezi amplitudou v původním a rekonstruovaném signálu. Jako poslední stádium hodnocení je posuzována rekonstrukční přesnost na diagnostické úrovni, kdy je odhalována určitá srdeční vada na originálním a rekonstruovaném signálu.

V Newlmanově studii se jako nejlepších rekonstrukčních výsledků dosáhla metoda, kdy byly zapojeny končetinové svody I a II a hrudní svody V<sub>2</sub> a V<sub>5</sub>. Tato metoda dokáže přesně rekonstruovat 1 nebo 2 hrudní svody, přičemž při rekonstrukci u konkrétních pacientů může metoda zhotovit až 4 přesně rekonstruované svody. Všeobecně je rekonstrukce u konkrétních pacientů úspěšnější než u obecné rekonstrukce. Také při vyhodnocování off-line dosahuje metoda lepších výsledků než při práci on-line [13].

## 7.5 Realizace transformačních přístupů

Pro praktickou realizaci transformačních přístupů pro navýšení svodového systému ze 3 na 12 svodů lze využít jenom některé z transformačních přístupů uvedených v předchozí podkapitole. Jedná se o Dowerovu matici a Dawsonovu matici pro zdravé pacienty (HC) a pacienty postižené srdečním onemocněním (MI). Poslední maticí bude vlastní matice vytvořená pomocí vygenerovaných pseudonáhodných čísel. Tento způsob

vytvoření matice slouží spíše k ověření, jestli stačí pouze určitým způsobem navýšit počet svodů a tím zvýšit hodnotu redundance informace ke zlepšení účinnosti detekce.

Na začátku transformace se jednotlivé signály z ortogonálních svodů transformují zvolenou transformační maticí. Transformace jsou lineární, tudíž lze vyjádřit výstupní svod lineární kombinací svodů vstupních. Touto operací dostaneme standardní svodový systém, ve kterém pomocí detektoru popsaného v kapitole 6 určíme polohy komplexů QRS. Na tyto výsledky lokální detekce aplikujeme shlukovou analýzu za účelem globalizace výsledků. Výsledky aplikace transformace svodů jsou uvedeny v Tabulka 7-5.

**Tabulka 7-5 Účinnost detekce na originálních a transformovaných svodech**

Svodový systém	Počet svodů	Lokální detekce		Globální detekce	
		Se [%]	P <sup>+</sup> [%]	Se [%]	P <sup>+</sup> [%]
<b>XYZ</b>	3	99,52	99,26	99,93	99,80
<b>Standardní</b>	12	99,18	99,30	99,66	99,93
<b>Dower</b>	12	99,32	99,15	99,86	99,93
<b>Dawson HC</b>	12	99,26	99,15	99,86	99,86
<b>Dawson MI</b>	12	99,30	99,12	99,80	99,86
<b>Vlastní matice</b>	30	99,15	99,19	99,93	99,93

Tabulka nám podhaluje fakt, že při aplikaci transformačních matic k výraznějšímu zlepšení nedošlo. Dokonce se zhoršila hodnota senzitivity oproti ortogonálním svodům. Tento fakt je způsoben tím, že samotný detektor měl natolik vysokou spolehlivost, že aplikace transformačních přístupů nepřinesla očekávaný efekt, protože se této metody využívá v případech, kdy je detekční účinnost nižší. Ovšem na druhou stranu došlo k zlepšení v hodnotě pozitivní prediktivity, která u Dawsonovy matice činí  $P^+ = 99,93\%$  a tudíž došlo pouze k jedné falešně pozitivní detekci.

Zajímavostí je vlastní matice, která má lokální hodnoty senzitivity a pozitivní predikce oproti ostatním transformačním funkcím nižší, avšak její větší počet svodů zajišťuje lepší výsledek po aplikaci shlukové analýzy. Při testování počtu svodů na úspěšnost detekce nám vyšlo, že už při 30 svodech detektor vždy dosáhl výsledků  $Se = 99,93\%$  a  $P^+ = 99,93\%$  po aplikaci shlukové analýzy, což znamená že došlo k jedné falešně pozitivní a jedné falešně negativní detekci.

## 8 Závěr

Zadání bakalářské práce spočívalo v seznámení se s problematikou detekce komplexu QRS. V této oblasti byla vypracována literární rešerše a dále byla zvolena jedna metoda, které se tato práce věnovala detailněji. Touto metodou byla detekce komplexu QRS založená na počítání průchodů nulou. Metoda byla podrobně teoreticky rozebrána, realizována v programovém prostředí Matlab a otestována na kompletní databázi CSE. Senzitivita a pozitivní prediktivní hodnota dosahovala hodnot  $Se=99,18\%$  respektive  $P^+=99,26\%$  na standardním svodovém systému a  $Se=99,52\%$  respektive  $P^+=99,30\%$  u ortogonálního svodového systému. Po aplikaci shlukové analýzy a následné globalizaci hodnot došlo ke zvýšení účinnosti detekce na obou svodových systémech. Autoři metody dosáhly hodnot senzitivity  $Se=99,70\%$  a pozitivní prediktivní hodnoty  $P^+=99,57\%$ . V jejich případě probíhalo testování na databázi MIT-BIH, tudíž u srovnání obou výsledků dochází k jistému zkreslení.

Další část bakalářské práce je věnována transformacím svodů. Zde jsem teoreticky rozebral 4 transformační přístupy pro navýšení počtu svodů. Dále jsem pak matice Dower, Dawson MI a Dawson HC použil k praktické realizaci transformace. K těmto 3 maticím jsem vytvořil ještě vlastní matici, která byla charakterizována vygenerovanými pseudonáhodnými hodnotami. Po aplikaci těchto transformačních matic, následné detekci komplexů QRS v transformovaných svodech a globalizaci pozic bylo konstatováno, že k výraznému zlepšení detekce nedošlo. Výjimky dosáhla matice vytvořená pomocí náhodných čísel, kde globální hodnoty dosáhly lepších výsledků. Taktéž došlo k zlepšení v případě pozitivní prediktivní hodnoty, která se zvýšila na hodnotu  $P^+=99,93\%$  pro Dowerovu matici. Při aplikaci ostatních matic došlo sice k mírnému zlepšení pozitivní prediktivní hodnoty, ale ve všech případech ke zhoršení senzitivity. Tento fakt je způsoben použitím účinného detektoru, který dosahuje vysokých hodnot úspěšnosti detekce, tudíž aplikace transformačních matic nemá na zlepšení účinnosti kýžený vliv.

## Seznam použité literatury

- [1] CHOUHAN V.S., MEHTA S.S. Detection of QRS Complexes in 12-lead ECG. *International Journal of Computer Science and Network Securit.*, Vol.8 No.1, s. 155-163,2008.
- [2] DAWSON, D.; YANG, H.; MALSHE, M. et al. Linear affine transformations between 3-lead (Frank XYZ leads) vectorcardiogram and 12-lead electrocardiogram signals. *Journal of electrocardiology*, Vol. 42, No. 6, s. 622-630, 2009.
- [3] DOWER, G. E. The *ECGD*: a derivation of the ECG from VCG leads. *Journal of electrocardiography*, Vol. 17, No. 2, s. 189-191, 1984.
- [4] DOWER, G. E. A lead synthesizer for the Frank system to simulate the standart 12-lead electrocardiogram. *Journal of electrocardiography*, Vol. 1, No. 1, s. 101-116, 1968.
- [5] ELGENDI, M.; JONKMAN, M.; DE BOER, F. Improved QRS Detection Algorithm using Dynamic Thresholds. *International Journal of Hybrid Information Technology*, Vol. 2, No. 1., s. 65-80, 2009.
- [6] FINLAY, D. D.; NUGENT, CH. D.; KELLET, J. G. Synthesising the 12-lead electrocardiogram. Trends and challenges. *European journal of internal medicine*, Vol. 18, No. 1, s. 566-570, 2007.
- [7] HORACEK, B. M.; WARREN, K. W.; FEILD, D. Q. Statistical and Deterministic Approaches to Designing Transformations of Electrocardiographic Leads. *Journal of electrocardiography*, Vol. 35, No. 1, s. 41-52, 2002.
- [8] HUMHAL, M.; KOZUMPLÍK, J. QRS detektor založený na vlnkové transformaci. *Elektrorevue – elektronický časopis pro elektrotechniku* [online], 2005. Dostupný WWW: <http://www.elektrorevue.cz/clanky/05040/index.html>
- [9] JIŘÍ, Jan. Číslíková filtrace, analýza a restaurace signálů. 2. upr. vyd. Brno : VUTIUM, 2002. 427 s. ISBN 80-214-2911-9.
- [10] KOZUMPLÍK, J. Detektory komplexů QRS. AABS\_03\_detekceQRS.pdf

- [11] KÖHLER, B.U.; HENNING, C; ORGELMEISTER, R. The principles of software QRS detection. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 21, No. 1, s. 42-57,2002.
- [12] KÖHLER, B.U.; HENNING, C; ORGELMEISTER, R. QRS detection using zero crossing count. *Progress in Biomedical research*, Vol.8, No. 3, s. 138-145, 2003.
- [13] NELWAN, S. P.; KORS, J. A.; MEIL, S. H. Reconstruction of the 12- Lead Electrocardiogram From Reduced Lead Sets. *Journal of electrocariography*, Vol. 37, No. 1, s. 11-18, 2004
- [14] PAN, J.; TOMPKINS, W.J. A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. BME-32, No. 3, s. 230-236, 1985.
- [15] VÍTEK, M. Automatické rozměření signálů EKG. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2010. 129 s. Vedoucí dizertační práce doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

## Seznam symbolů a zkratk

$b$	vysokofrekvenční složka
$c$	konstanta stálého zisku
CSE	standardní databáze signálů EKG
$d$	určení průchodů nulou
$D$	počet průchodů nulou
DWT	diskrétní vlnková transformace
EKG	elektrokardiogram
FIR	filtr s konečnou impulsní charakteristikou
$FN$	počet falešně negativních detekcí
$FP$	počet falešně pozitivních detekcí
$f_{vz}$	vzorkovací frekvence
HC	Dawsonova transformační matice pro zdravé pacienty
K	odhadovaná amplituda
LVQ	samoučící síť
MI	Dawsonova matice pro pacienty se srdečním onemocněním
MIT-BIH	standardní databáze signálů EKG
MLP	vícevrstvý perceptron
$P^+$	pozitivní predikktivita
RBF	funkce s radiální bází
RR	časový interval mezi dvěma vlnami R
$Se$	senzitivita

$ST$	časový interval mezi vlnou S a vlnou T
$TP$	počet pravdivě pozitivních detekcí
$y$	signál po nelineární transformaci
$x_f$	signál po filtraci pásmovou propustí
$z$	signál s přidanou vysokofrekvenční složkou
$\lambda_k, \lambda_D, \lambda_\theta$	faktory zapomnění
$\theta$	adaptabilní práh

## Seznam příloh

CD, které obsahuje detektor, program pro načtení signálů z databáze CSE, vyhodnocení úspěšnosti detektoru, realizaci shlukové analýzy a program pro realizaci transformací svodů. Vše bylo realizováno v programovém prostředí Matlab 2010a. CD dále obsahuje celkovou databázi CSE, bakalářskou práci ve formátu PDF a všechny obrázky použité v bakalářské práci.