

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky  
a komunikačních technologií

DIPLOMOVÁ PRÁCE

Brno, 2021

Bc. Ondřej Malina





# VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

## ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

## DETEKCE ZAČÁTKU A KONCE KOMPLEXU QRS S VYUŽITÍM HLUBOKÉHO UČENÍ

DEEP LEARNING BASED QRS DELINEATOR

### DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

### AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Ondřej Malina

### VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Radovan Smíšek

BRNO 2021





# Diplomová práce

magisterský navazující studijní program **Biomedicínské inženýrství a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

**Student:** Bc. Ondřej Malina

**ID:** 185951

**Ročník:** 2

**Akademický rok:** 2020/21

**NÁZEV TÉMATU:**

## **Detekce začátku a konce komplexu QRS s využitím hlubokého učení**

**POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:**

1) Seznamte se s problematikou automatického měření trvání komplexu QRS. Seznamte se i s možnostmi měření trvání komplexu QRS při současné kardiostimulaci. 2) Proveďte rešerši aktuálních přístupů se zaměřením na metody využívající hluboké učení. 3) Navrhněte a realizujte algoritmus pro měření trvání komplexu QRS. 4) Optimalizujte navržený algoritmus. 5) Vyhodnoťte úspěšnost výsledného algoritmu a porovnejte s ostatními autory.

**DOPORUČENÁ LITERATURA:**

[1] JIMENEZ-PEREZ G., ALCAINE A. a CAMARA O., U-Net Architecture for the Automatic Detection and Delineation of the Electrocardiogram, 2019 Computing in Cardiology (CinC), Singapore, pp. 1-4, 2019.

[2] WANG J., LI R., LI R. a FU B., A Knowledge-Based Deep Learning Method for ECG Signal Delineation, Future Generation Computer Systems, Volume 109, pp. 56-66, 2020.

**Termín zadání:** 8.2.2021

**Termín odevzdání:** 21.5.2021

**Vedoucí práce:** Ing. Radovan Smíšek

**prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.**  
předseda rady studijního programu

**UPOZORNĚNÍ:**

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



## ABSTRAKT

Tato práce se zabývá problematikou automatického měření doby trvání QRS komplexů v EKG signálech. Zvláštní důraz je zde pak kladen na možnosti automatické detekce komplexů QRS při současném buzení srdeční tkáně kardiostimulátorem. Obsah této práce je řazen do čtyř logických celků, kdy se v první části věnuje srdci jako orgánu. Popisuje vznik a šíření vzruchu v srdci, jeho možné patologie a jejich projevy v EKG záznamu, dále se zde věnuje kardiostimulaci a měření EKG záznamu při současné kardiostimulaci. Druhá část práce obsahuje stručný úvod do tématu strojového a hlubokého učení. Třetí část práce obsahuje rešerše aktuálních přístupů využívající k řešení detekce QRSd metody založené na hlubokém učení. Čtvrtá část se pak zabývá návrhem a implementací vlastního modelu hlubokého učení, schopného detekovat začátky a konce QRS komplexů z EKG záznamů. Je zde popsáno předzpracování dat realizované v programovacím prostředí MATLAB. Samotná implementace modelu byla uskutečněna v programovacím jazyce Python za využití modulů PyTorch a NumPy.

## KLÍČOVÁ SLOVA

EKG signál, detekce QRS komplexů, QRSd, kardiostimulace, detekční algoritmus, strojové učení, hluboké učení, Python, LSTM, ConvLSTM, PyTorch

## ABSTRACT

This thesis deals with the issue of automatic measurement of the duration of QRS complexes in ECG signals. Special emphasis is then placed on the possibility of automatic detection of QRS complexes while exciting cardiac tissue with a pacemaker. The content of this work is divided into four logical units, where the first part deals with the heart as an organ. It describes the origin and spread of the pacemaking signal in the heart, its possible pathologies and their manifestations in ECG recording, it also deals with artificial pacing and measuring ECG recording during simultaneous pacing. The second part of the thesis contains a brief introduction to the topic of machine and deep learning. The third part of the thesis contains a search of current approaches using methods based on deep learning to solve the detection of QRSd. The fourth part deals with the design and implementation of its own model of deep learning, able to detect the beginnings and ends of QRS complexes from ECG recordings. It describes the data preprocessing implemented in the MATLAB programming environment. The actual implementation of the model was performed in the Python using the PyTorch and NumPy moduls.

## KEYWORDS

ECG signal, detection of QRS complexes, QRSd, cardiostimulation, detection algorithm, machine learning, deep learning, Python, LSTM, ConvLSTM, PyTorch

MALINA, Ondřej. *DETEKCE ZAČÁTKU A KONCE KOMPLEXU QRS S VYUŽITÍM HLUBOKÉHO UČENÍ*. Brno, 2020, 86 s. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství. Vedoucí práce: Ing. Radovan Smíšek



## PROHLÁŠENÍ

Prohlašuji, že svou diplomovou práci na téma „DETEKCE ZAČÁTKU A KONCE KOMPLEXU QRS S VYUŽITÍM HLUBOKÉHO UČENÍ“ jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího diplomové práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené diplomové práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této diplomové 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 autorského 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.

Brno .....

.....

podpis autora



## PODĚKOVÁNÍ

Rád bych poděkoval vedoucímu diplomové práce panu Ing. Radovanu Smíškovi za odborné vedení, konzultace, trpělivost a podnětné návrhy k práci. Dále bych rád poděkoval Ing. Lukášovi Dobišovi za cenné rady a tipy v průběhu navrhování a implementování neuronové sítě.





# Obsah

Úvod	17
<b>1 Srdce a jeho elektrická činnost</b>	<b>19</b>
1.1 Srdce jako orgán	19
1.1.1 Srdeční revoluce	20
1.1.2 Převodní systém srdeční	22
1.1.3 Nervy srdce	24
1.2 Elektrická činnost srdce	25
1.2.1 Elektrokardiografie	26
1.2.2 Popis EKG křivky	28
1.2.3 Trvání QRS komplexu a s ním spojené patologie	31
1.3 Kardiostimulace a CRT	34
1.4 Měření EKG při současné kardiostimulaci	35
1.4.1 EKG obraz stimulace z pravé komory	36
1.4.2 EKG obraz stimulace z levé komory	37
1.4.3 EKG obraz biventrikulární stimulace	37
1.4.4 Stimulace v oblasti Hisova svazku	38
1.4.5 RVOT	39
1.4.6 Splynulý stah	39
<b>2 Strojové učení a hluboké učení</b>	<b>41</b>
2.1 Princip strojového učení	41
2.1.1 Přístupy strojového učení	41
2.1.2 Proces strojového učení	43
2.2 Umělé neuronové sítě	45
2.2.1 Umělý neuron	45
2.2.2 Aktivační funkce	46
2.2.3 Učení sítě	47
2.2.4 Kriteriaální funkce	48
2.2.5 Regularizace	49
2.2.6 Určení efektivity modelu	50
2.3 Hluboké učení	53
2.3.1 Konvoluční neuronové sítě	54
2.3.2 Rekurentní neuronové sítě	55
2.3.3 Pozornostní vrstvy	57

<b>3</b>	<b>Metody automatického měření délky QRS komplexu využívající metody hlubokého učení</b>	<b>59</b>
3.1	Využití <i>U-Net</i> architektury pro detekci QRS komplexů . . . . .	59
3.2	Dvoufázový přístup k vymezení QRS komplexů . . . . .	61
3.3	Porovnání konvolučních sítí a plně propojených sítí . . . . .	63
3.4	Využití obousměrné LSTM sítě při klasifikaci vln v EKG signálu . . . .	67
<b>4</b>	<b>Popis vlastního detekčního algoritmu</b>	<b>69</b>
4.1	Vstupní data a jejich popis . . . . .	69
4.2	Předzpracování dat . . . . .	70
4.3	Návrh sítě . . . . .	71
4.3.1	Architektury sítě . . . . .	72
4.3.2	Počáteční nastavení sítě . . . . .	73
4.4	Dosažené výsledky . . . . .	75
	<b>Závěr</b>	<b>79</b>
	<b>Literatura</b>	<b>81</b>
	<b>Seznam symbolů, veličin a zkratk</b>	<b>85</b>

# Seznam obrázků

1.1	Uložení srdce [1] . . . . .	20
1.2	Srdeční revoluce [7] . . . . .	21
1.3	Schéma převodního systému srdečního (upraveno z [6]) . . . . .	23
1.4	Tawarova raménka-detail (upraveno z [6]) . . . . .	24
1.5	Průběh polarizačních změn (převzato z [8]) . . . . .	25
1.6	Změny elektrického potenciálu (upraveno z [8]) . . . . .	26
1.7	Einthovenův trojúhelník [7] . . . . .	27
1.8	Typické parametry fyziologického signálu EKG (upraveno z [9]) . . . . .	30
1.9	Stimulované EKG . . . . .	35
1.10	Unipolární EKG stimulace z hrotu pravé komory [13] . . . . .	36
1.11	EKG stimulace levé komory [13] . . . . .	37
1.12	EKG stimulace biventrikulární [13] . . . . .	38
1.13	EKG stimulace v oblasti Hisova svazku [15] . . . . .	38
1.14	EKG stimulace v oblasti výtokového traktu pravé komory [14] . . . . .	40
1.15	Splynulý stah [13] . . . . .	40
2.1	Přehled oblastí využití strojového učení (upraveno z [17]) . . . . .	42
2.2	Hughesův fenomén - prokletí dimenzionality (upraveno z [17]) . . . . .	44
2.3	Schéma umělého neuronu (upraveno z [21]) . . . . .	46
2.4	ReLU . . . . .	47
2.5	Grafické znázornění <i>dropout</i> regularizace . . . . .	49
2.6	Matice záměn . . . . .	51
2.7	ROC - křivka (upraveno z [17]) . . . . .	53
2.8	Příklad RNN (upraveno z [27]) . . . . .	56
2.9	LSTM jednotka (upraveno z [27]) . . . . .	57
3.1	Navrhovaná architektura <i>U-Net</i> sítě (upraveno z [28]) . . . . .	61
3.2	Systém segmentace-vymezení (upraveno z [29]) . . . . .	62
3.3	Schéma konvoluční neurální sítě segmentačního bloku (upraveno z [29]) . . . . .	62
3.4	Architektura sítě s využitím convLSTM (upraveno z [31]) . . . . .	68
4.1	Ukázka předzpracovaného signálu . . . . .	71
4.2	Architektura navržené sítě . . . . .	74
4.3	Ukázka kousku signálu segmentovaného vytvořeným algoritmem . . . . .	76
4.4	Ukázka kousku signálu anotovaného expertem . . . . .	76
4.5	Průběh kritériální funkce pro databázi QT . . . . .	77



## Seznam tabulek

3.1	Znázornění architektury plně propojené sítě [30] . . . . .	64
3.2	Konvoluční neuronová síť bez vyřazovací vrstvy [30] . . . . .	64
3.3	Konvoluční neuronová síť se zařazenou vyřazovací vrstvou [30] . . . . .	65
3.4	Srovnání výsledků jednotlivých sítí v úspěšnosti přiřazení jednotlivých bodů EKG záznamu k příslušným vlnám [30] . . . . .	65
3.5	Dosažená přesnost detekce příslušnosti bodu k dané vlně . . . . .	66
3.6	Výsledky dosažené pomocí sítě ConvLSTM . . . . .	67
4.1	Výsledky dosažené námi implementovanou sítí . . . . .	75
4.2	Srovnání dosažených výsledků . . . . .	75



# Úvod

Srdeční choroby patří v moderní době mezi nejčastější příčiny úmrtí obyvatel západní civilizace. V České republice na ně umírá každým rokem více lidí než na nádorová onemocnění či na důsledky mozkové mrtvice. Vzhledem k této skutečnosti jsou diagnostická data, která lze získat snímáním a zpracováním záznamů EKG, nadmíru cenná. Bez nadsázky lze říct, že tyto informace doslova zachraňují životy.

Tato práce se zabývá problematikou automatického určování začátku a konce QRS komplexu v EKG signálu a určováním doby jeho trvání. Zvláštní důraz je zde pak kladen na možnosti detekce tohoto komplexu při současné kardiostimulaci srdeční tkáně, kdy je přirozená elektrická aktivita srdce překryta a pozměněna činností kardiostimulátoru. Samotná práce je dělena do čtyř samostatných kapitol.

V úvodní kapitole této práce je stručně popsána anatomie, topografie a fyziologie srdečního svalu. Vzhledem k tématu, jímž se tato práce zabývá, je zde relativně podrobně popsán vznik a šíření elektrického vzruchu srdcem. Dále je zařazena pasáž věnována popisu EKG křivky a principu jejího snímání z povrchu těla, poté nalezneme text věnovaný nejčastějším patologiím projevujícím se změnou v oblasti QRS komplexu. Závěr této části je věnovaný kardiostimulaci, CRT léčbě a změnám na EKG záznamu při jeho snímání za současné kardiostimulace.

Druhá kapitola práce obsahuje rychlý a stručný úvod do strojového učení a do jednoho z jeho podoborů, do hlubokého učení. Je zde popsán princip strojového učení, koncept umělé neuronové sítě a sítí využívajících hluboké učení včetně popisu některých konkrétních druhů sítí, které jsou relevantní pro tuto práci.

Třetí kapitola této diplomové práce je věnována aktuálním přístupům měření doby trvání QRS komplexu pomocí metod strojového učení, zvláště pak za využití hlubokého učení. Za účelem zmapování tohoto tématu je zde zařazeno několik rešerší vědeckých článků zabývajících se touto tematikou.

Poslední kapitola popisuje realizaci vlastního detekčního algoritmu začátků a konců QRS komplexů v EKG záznamu. Je zde popsáno předzpracování dat, které je uskutečněno v programovacím prostředí MATLAB, a dále je popsána samotná implementace modelu hlubokého učení určeného k detekci QRSd. Model je koncipován na základě rekurentní neuronové sítě ConvLSTM a využívá obousměrné LSTM vrstvy. Celý model byl implementován v programovacím jazyce Python v programovacím prostředí Spyder za využití modulů PyTorch a NumPy.





# 1 Srdce a jeho elektrická činnost

Tato kapitola je věnována seznámení se s oblastí zájmu této práce, totiž se srdečním svalem. Na následujících několika stránkách se čtenář může ve zkratce seznámit s anatomií a fyziologií srdce. S ohledem na téma práce je zde věnován důraz elektrické činnosti srdce, vzniku a přenosu elektrického signálu tímto orgánem, jeho detekci a následnému vyhodnocení tohoto záznamu. Konec této kapitoly je věnovaný velmi stručnému popisu kardiostimulace a nahlédnutí do problému snímání EKG záznamu během této činnosti.

## 1.1 Srdce jako orgán

Srdce je životně důležitým orgánem oběhové soustavy. Jedná se o nepárový, svalový, dutý orgán, který pod tlakem pohání krev v oběhu tělním tím, že se rytmicky stahuje a zase ochabuje. Dalo by se tedy říci, že srdce funguje jako kontinuálně pracující sací a tlaková pumpa. Svou neustálou činností umožňuje výživu a látkovou výměnu ve všech tělních tkáních.

U dospělého člověka váží 230-340 g. Přibližné rozměry srdce jsou: délka 13 cm, šířka 10 cm a předozadní rozměr 7 cm. Jeho proporce jsou nicméně ovlivněny řadou faktorů jako je věk, pohlaví, zdravotní stav, trénovanost či tělesná konstituce. Objem srdce činí za klidových podmínek u zdravého člověka přibližně 70 ml (systolický objem), ovšem při zátěži jeho objem stoupá a pohybuje se mezi 100-150 ml. [1] [2]

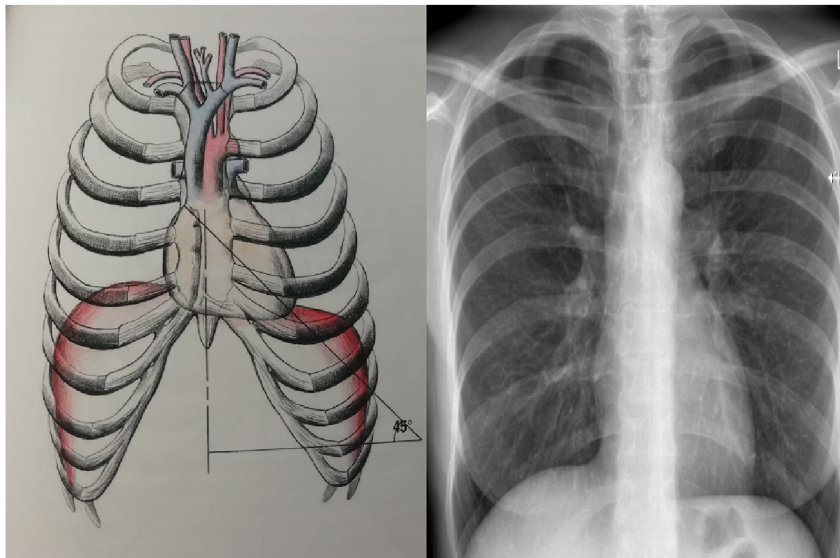
Tvar tohoto orgánu můžeme aproximovat ke kuželu, jehož základnu by tvořila srdeční báze, tzv. *basis cordis*, a vrchol kužele by následně tvořil hrot srdce, tzv. *apex cordis*. Při normálním uložení směřuje báze srdce doprava, nahoru a dozadu, hrot srdeční pak dopředu, doleva a dolů. Z báze vystupují velké žíly a tepny, kterými proudí krev do srdce a ze srdce ven. [1] [2] [3]

Srdce je uložené nad bránicí v mediastinu (mezihrudí) za sternem (hrudní kostí). Přibližně jednou svojí třetinou se rozkládá napravo od střední roviny těla, jeho zbylé dvě třetiny se pak nacházejí vlevo od střední roviny (viz Obr. 1.1). Podélná osa srdce probíhá šikmo k sagitální i frontální rovině (viz Obr. 1.1). Otisk srdce, zprostředkovaný jeho obalem, je patrný na obou plicích, a jeho prostřednictvím nasedá na bránici. [1] [2]

Samo je uloženo v obalu zvaném *pericard* (osrdečník), který je typicky tvořený dvěma listy, nástěnným neboli zevním a listem vnitřním, viscerálním. Mezi těmito dvěma listy vzniká dutina perikardu. Na stěně srdeční rozeznáváme tři vrstvy. Z vnějšku do vnitra to jsou epikard, myokard a endokard. [1]

Jak již bylo zmíněno v úvodu kapitoly, srdce je dutým orgánem, a uvnitř něj se nachází přepážka srdeční, tzv. *septum cordis*, která nám srdce rozděluje na pravou

a levou část. Jak levá, tak i pravá část jsou pak od sebe neúplně rozděleny pomocí cípatých chlopní na předsíně (*atria*) a komory (*ventriculi*). Komory jsou uloženy u srdečního hrotu. Z levé komory odstupuje aorta, z pravé komory plicní kmen. Srdeční předsíně se pak nachází při bázi srdce. Do pravé předsíně se vlévá horní a dolní dutá žíla, do levé předsíně ústí plicní žíly. V klinické terminologii se levá předsíň a levá komora označují jako levé srdce a analogicky k tomu se i pravá předsíň a pravá komora označují jako pravé srdce. [2]



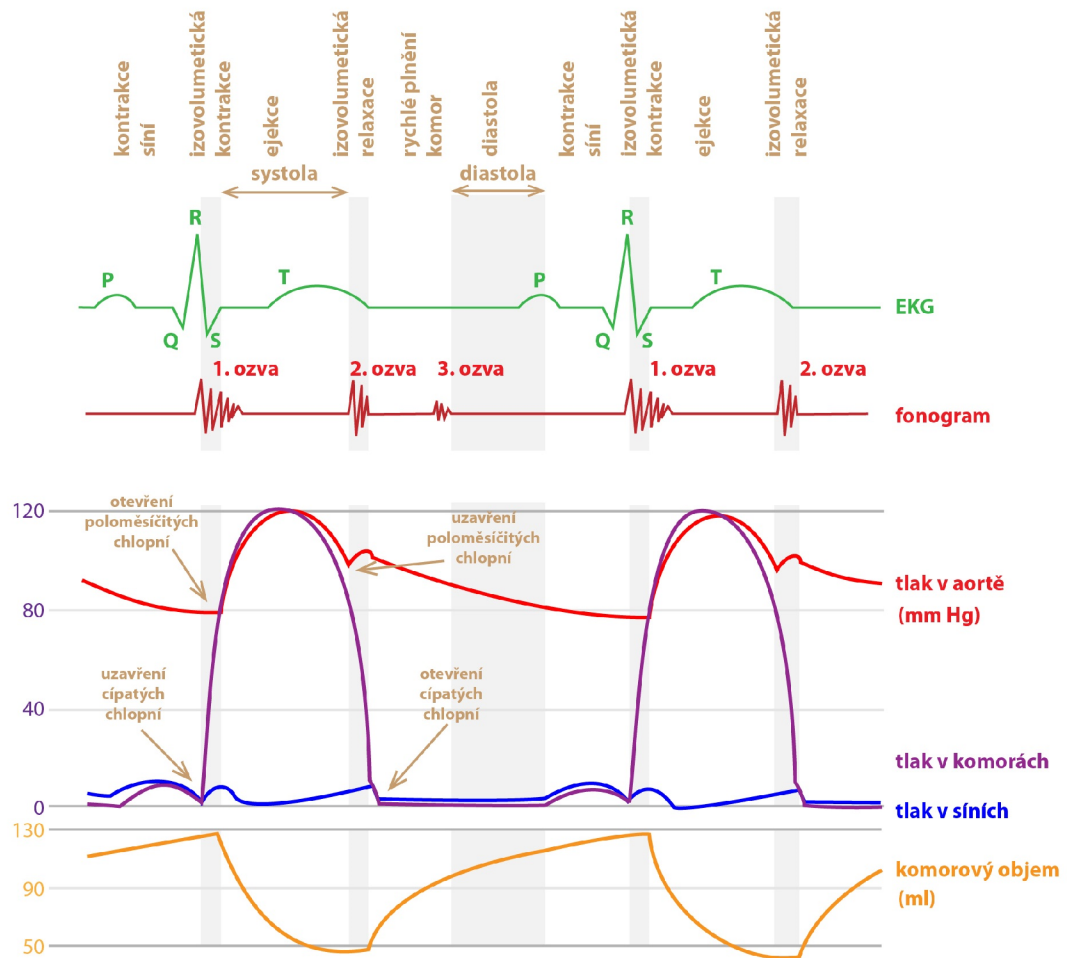
Obr. 1.1: Uložení srdce-vlevo náčrt, vpravo RTG snímek, části převzaty z [1]

### 1.1.1 Srdeční revoluce

Srdeční revoluce je fyziologický děj v srdeční svalovině, během kterého je periodickými stahy srdeční svaloviny udržován a poháněn celý krevní oběh. Tento děj vlastně popisuje jeden srdeční cyklus, ve kterém se pravidelně střídá systola, stah srdeční svaloviny, s diastolou, uvolněním srdeční svaloviny. Postupné kontrakce myokardu vyvolávají změny tlaku a objemu v srdečních oddílech, a tím i charakterizují jednotlivé fáze srdeční revoluce. [1] [4] [5]

Rozeznáváme čtyři fáze srdeční revoluce, jsou jimi plnicí fáze, fáze izovolumické kontrakce (napínací fáze), ejekční (vypuzovací fáze) a fáze izovolumické relaxace.

V plnicí fázi dochází k systole síní a pozdní diastole komor, ve které se komory plní krví. Celá tato fáze je vlastně charakterizována přecherpáním krve ze síně do komor. Krev je poháněna vlivem setrvačnosti krevního proudu a pozitivního tlaku v síních. Za normálních podmínek a při normální tepové frekvenci (cca 70 tepů/min) se systola síní podílí na plnění komor pouze nepatrně (přibližně asi 8 %),



Obr. 1.2: Srdeční revoluce [7]

při zvýšené tepové frekvenci ovšem nabývá na významnosti, diastola se totiž zkracuje a bez systoly síní by se komory nestačily dostatečně naplnit. [4] [5]

Tlak v komorách se během této fáze prakticky nemění a jejich objem narůstá. Doba trvání plnicí fáze je 400-500 ms. <sup>1</sup> [5]

<sup>1</sup>Doba trvání jednotlivých fází srdeční revoluce je uváděna při normální tepové frekvenci a fyziologickém stavu srdce.

Fáze izovolumické kontrakce se také někdy nazývá jako fáze napínací. Dochází při ní k první části systoly komor. Na EKG záznamu se začátek jejich kontrakce projeví jako vrchol R kmitu. Komory během této fáze nemění svůj objem, zato se v nich zvyšuje tlak. Od této skutečnosti je také odvozen název fáze. Doba jejího trvání je přibližně 60 ms. V této fázi je možné také zaznamenat první srdeční ozvu. [4] [5]

Během ejekční fáze dochází k vypuzení obsahu komor do tepen. Odehrává se během závěrečné části systoly komor. Tlak v komorách se v tuto chvíli nemění a objem se zmenšuje, až ke konci této fáze dosáhne své minimální hodnoty. Doba trvání je přibližně 200 ms. [4] [5]

Fáze izovolumické relaxace nastává poté, co komorový stah dosáhne vrcholu. Tlak v komorách postupně klesá a poloměsíčité (*semilunární*) chlopně, umístěné mezi komorami a tepnami z nich vycházejícími, se uzavírají. V okamžiku, kdy se zcela zavřou, tlak v komorách prudce klesá, aniž by se ovšem změnil jejich objem. Tato fáze trvá kolem 50 ms. V tomto okamžiku je také možno zaznamenat druhou srdeční ozvu, která vzniká důsledkem vibrací poloměsíčitých chlopní při jejich zavření. [4] [5]

Ve chvíli, kdy tlak v komorách klesne pod tlak síní, dochází k otevření cípatých chlopní mezi síněmi a komorami. Tak nastává další plnicí fáze.

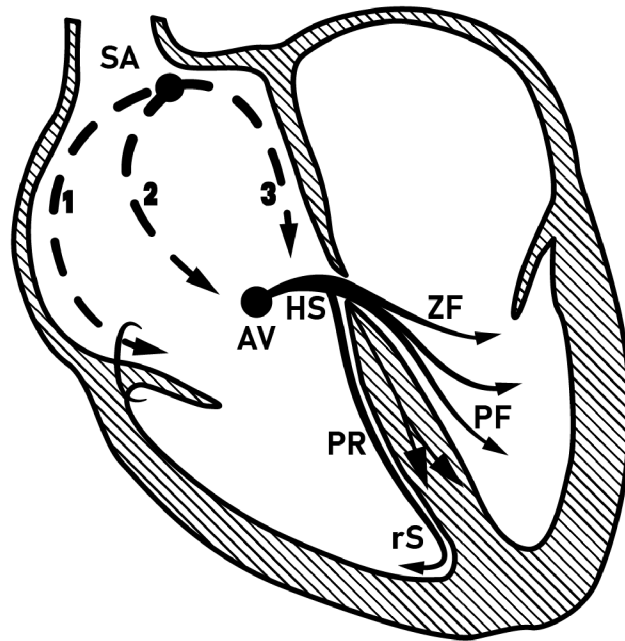
## 1.1.2 Převodní systém srdeční

Buňky srdečního svalu, kardiomyocyty, je možno rozdělit na základě jejich funkce do dvou skupin. V první skupině se nacházejí buňky, jejichž primární funkcí je kontrakce, tyto označujeme souhrnně jako pracovní myokard. V druhé skupině se nalézají buňky se schopností autonomně vytvářet vzruchy a následně je rozvádět po celém srdci. Tyto buňky jsou souhrnně označovány jako převodní systém srdeční.

Převodní systém srdeční je tedy souborem specializovaných částí myokardu, které vytváří vzruchy vedoucí ke kontrakci srdeční svaloviny. To znamená, že myokard je autonomní, nezávislý na podnětech z centrálního nervového systému nebo na humorálním systému, a jednotlivé srdeční kontrakce vznikají v srdci samotném. Nervy přicházející do srdce ovlivňují pouze frekvenci srdečních stahů, nikoliv stahy samotné. [1]

Autonomie je jedna ze tří základních vlastností převodního systému srdečního. Vedle ní je to dále automacie (samočinnost), tedy schopnost srdce samočinně, bez vnější stimulace vytvářet opakované, pravidelné podněty pro vlastní kontrakci. [5]

Poslední ze tří základních vlastností převodního systému srdečního je rytmicita (pravidelnost). Srdce si tedy podněty ke kontrakci vytváří pravidelně se svou vlastní frekvencí. [5]



Obr. 1.3: Převodní systém srdeční. SA-sinoatrální uzel; AV-atrioventrikulární uzel; HS-Hisův svazek; PR-pravé Tawarovo raménko; PF-přední fascikulus levého Tawarova raménka; ZF-zadní fascikulus levého Tawarova raménka

Jak je patrné z obrázku 1.3, převodní systém srdeční se skládá z několika základních částí. Jsou jimi sinoatriální uzel (*nodus sinoatrialis*), internodální síňové spoje, atrioventrikulární uzel (*nodus atrioventricularis*), atrioventrikulární svazek (*fasciculus atrioventricularis*) neboli Hisův svazek, Tawarova raménka (*crura fasciculi atrioventricularis*) a Purkyňova vlákna (*rami subendocardiales*). [1]

Sinoatriální uzel je základní útvar převodního systému. Nachází se pod endokardem ve stěně pravé síně. Sinoatriální uzel je tzv. primárním *pacemakerem*. Rytmus jím vydávaný za normálních fyziologických podmínek určuje základní frekvenci srdečního stahu. [1] [5] [6]

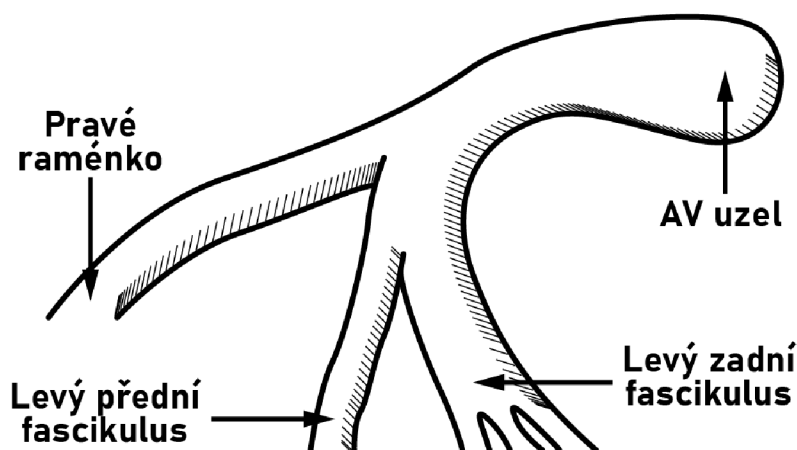
Pomocí internodálních síňových spojů se vzruch ze sinoatriálního uzlu šíří do atrioventrikulárního uzlu. Tyto tzv. preferenční dráhy vedou vzruch rychleji než klasický pracovní myokard. [6]

Atrioventrikulární uzel má nepravidelně oválný tvar a uložený je pod endokardem na rozhraní pravé síně a komory. Atrioventrikulární uzel vede vzruch relativně pomalu, čímž dochází ke zdržení atrioventrikulárního převodu. Tento jev je potřebný k tomu, aby se nejdříve dokončila kontrakce (systola) síní, a teprve poté došlo k depolarizaci komor. I atrioventrikulární uzel má svou rytmicitu, a v případě poškození sinoatriálního uzlu přebírá jeho funkci právě on. Označujeme jej poté jako tzv. sekundární *pacemaker*. Jeho rytmus je ovšem pomalejší než rytmus

sinoatriálního uzlu, a tak i srdeční frekvence, která má původ v atrioventrikulárním uzlu, bude pomalejší než frekvence pocházející ze sinoatriálního uzlu. Je vhodné také zmínit, že srdeční rytmus, který má svůj původ v sinoatriálním uzlu, označujeme jako rytmus sínusový, a ten, který pochází z atrioventrikulárního uzlu, jako nodální. [1] [5] [6]

Na atrioventrikulární uzel navazuje Hisův svazek. Právě díky Hisově svazku, který proráží vazivový skelet mezi myokardem síní a komor, se převádí vzruch ze síní do komor. Hisův svazek se tak stává velmi důležitou strukturou, protože je jedinou možností, jak vzruch propagovat ze síní dále. [5] [6]

Hisův svazek se na úrovni komorového septa dělí na pravé a levé Tawarovo raménko. Pravé raménko vede vzruch do pravé komory, levé se dále rozděluje na přední a zadní svazek (*fasciculi*), který analogicky převádí vzruch na levou komoru. Přední svazek aktivuje septum a předobojní část levé komory, zadní svazek pak aktivuje zadobojní část levé komory. Terminálními větvemi Tawarových ramének jsou Purkyňova vlákna, která vedou vzruch až na pracovní myokard. [1] [6]



Obr. 1.4: Tawarova raménka-detail

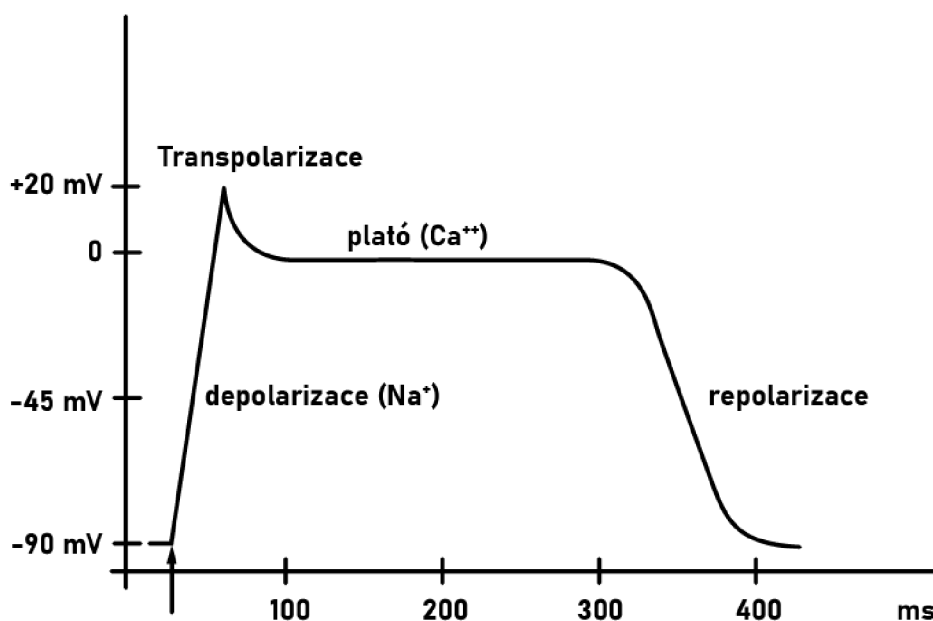
### 1.1.3 Nervy srdce

Jak již bylo zmíněno výše, srdce má vlastní autonomii, automacii a rytmicitu. Jeho kontrakce tak nezáleží na podmínkách z vyšších řídicích center, a srdce tepe, i když je zbavené veškeré nervové pleteně. K srdci nicméně ustupují některé větve z vegetativního nervového systému (sympatikus a parasympatikus), které do jisté míry regulují frekvenci srdečních stahů. Sympatikus pomocí větve *nervi cardiaci* srdeční frekvenci zvyšuje, zatímco parasympatikus cestou *rami cardiaci nervi vagi* srdeční frekvenci snižuje. [1]

## 1.2 Elektrická činnost srdce

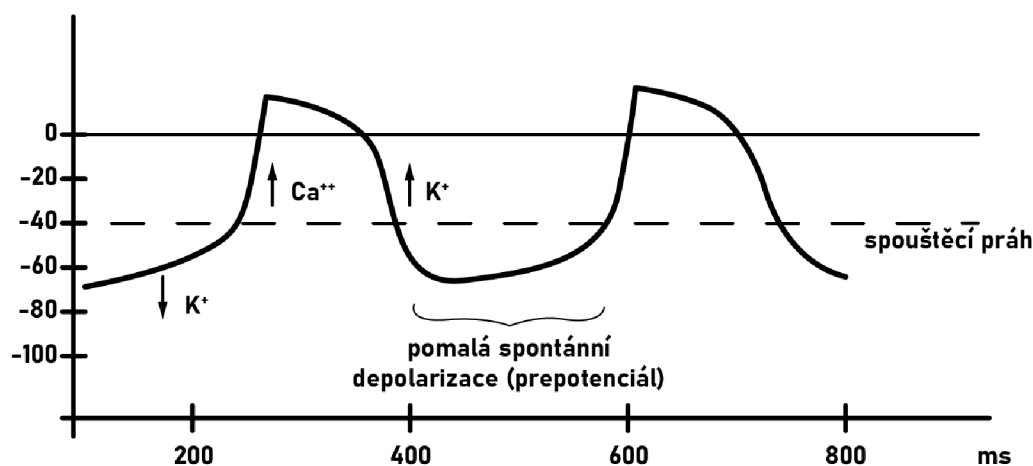
Nezbytným předpokladem srdeční aktivity je elektrický fenomén, tzv. klidový membránový potenciál. Ten nabývá hodnot mezi -70 až -90 mV, což je dáno především nerovnoměrným rozložením iontů uvnitř a vně buněk myokardu. Vnitřek buněk vykazuje vůči jejich povrchu elektronegativitu. Hlavním intracelulárním iontem je draslík ( $K^+$ ), naopak hlavním extracelulárním iontem je sodík ( $Na^+$ ). Toto nerovnoměrné rozdělení iontů je zajištěno pomocí tzv. sodno-draselné pumpy lokalizované v membránách buněk. [8]

U srdeční svaloviny se elektrická aktivita projevuje, stejně jako například u neuronů, akčním potenciálem, který se šíří převodním systémem srdečním. Akční potenciál začíná depolarizací buněk, kdy ve velmi krátkém čase dochází ke skokové změně koncentrací hlavních intra- a extracelulárních iontů, a původní klidové napětí na membráně se mění ze 70 až -90 mV na 0 až 20 mV. To je ve skutečnosti důsledkem otevření iontových kanálků a rychlého pohybu  $Na^+$  iontů dovnitř buňky. Poté změně potenciálu u srdečních buněk následuje fáze plató, během které přetrvává membrána buňky v depolarizovaném stavu. Tato fáze je u kardiomyocytů relativně dlouhá, trvá 200-300 ms. Během této fáze vstupují do buňky  $Ca^{2+}$ , které uvnitř buňky udržují kladný náboj. Poté dochází činností sodno-draselné pumpy k repolarizaci membrány a návratu k původnímu potenciálu. [8]



Obr. 1.5: Průběh polarizačních změn

Důležitým faktem je, že přibližně během prvních 300 ms po depolarizaci se buňka nachází v tzv. absolutní refrakterní fázi a je absolutně odolná vůči novému podráždění. V dalších cca 100 ms je buňka částečně opět dráždivá a nachází se v tzv. relativní refrakterní fázi. Akční potenciál lze v tuto chvíli ovšem vyvolat pouze nadprahovým stimulem. Tímto je myokard chráněn před krouživými vzruchy (*reentry*), které by mohly být patofyziologickým podkladem různých tachyarytmií. [7] [8]



Obr. 1.6: Změny elektrického potenciálu

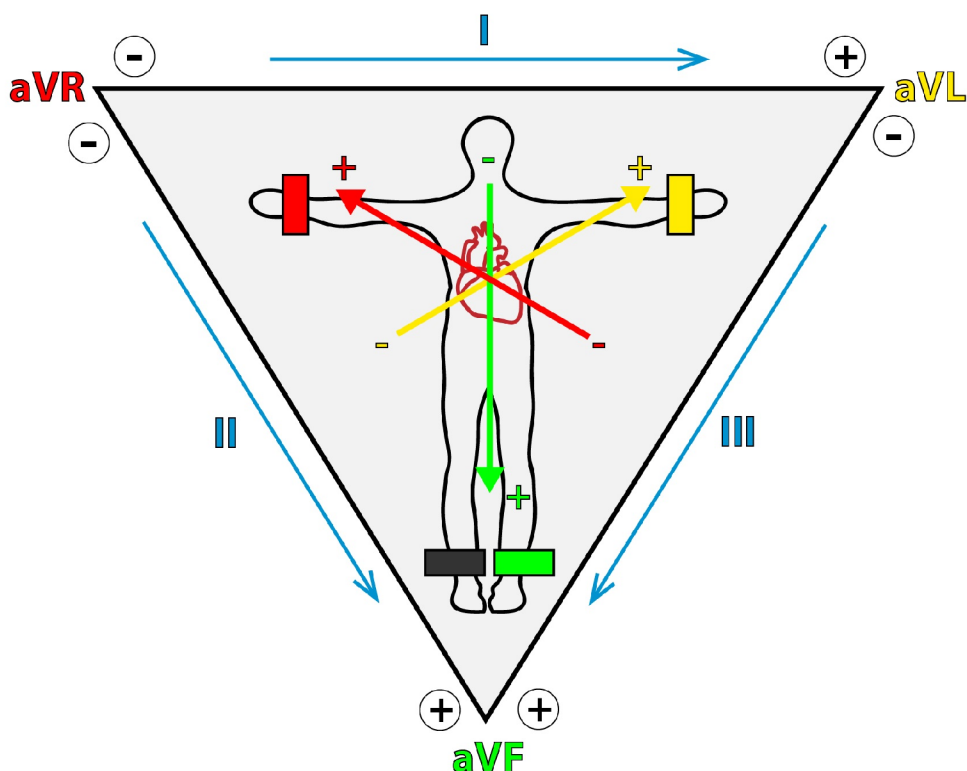
### 1.2.1 Elektrokardiografie

Při průchodu elektrického impulsu srdcem vznikají změny napětí, které je možné snímat i na povrchu těla pomocí správně umístěných elektrod a zaznamenávat prostřednictvím elektrokardiografu. Elektrokardiografie je i v dnešní době základní fyzikální neinvazivní vyšetřovací metodou v kardiologii. Záznam, elektrokardiogram, pořízený touto vyšetřovací metodou, nám poskytuje informace o srdečním rytmu, akci, frekvenci a také o poloze srdce. Ze změn v jednotlivých vlnách a kmitech v EKG křivce je možno detekovat případné patologické procesy. Na druhou stranu nemá EKG záznam příliš vysokou výpovědní hodnotu o kvalitě kontrakcí a celkově funkci srdce jako čerpadla. Pro posouzení těchto vlastností je nutno použít jiné vyšetřovací metody. [7]

V současnosti se nejčastěji používá 12svodové EKG, které se skládá ze tří bipolárních končetinových svodů značených jako I, II a III, ze tří unipolárních zesílených svodů značených jako aVR, aVL, aVF, a z šesti unipolárních hrudních svodů značených V1, V2, V3, V4, V5 a V6.



Dvanáct svodů v EKG lze přirovnat k dvanácti různým pohledům na srdce. Zde je možné si srdce představit umístěné uprostřed trojúhelníku (tzv. Einthovenova trojúhelníku<sup>2</sup>). V jeho vrcholech jsou umístěny unipolární končetinové svody R (svod na pravé horní končetině), L (svod na levé horní končetině) a F (svod na levé dolní končetině), které jsou, pomocí nulové elektrody<sup>3</sup> umístěné na pravou dolní končetinu, augmentované (zesílené) a následně se označují jako aVR, aVL a aVF. [7] [6]



Obr. 1.7: Einthovenův trojúhelník [7]

Záznam ze standardních bipolárních končetinových svodů je snímán vždy ze dvou elektrod na různých stranách srdce. Svod I spojuje v Einthovenově trojúhelníku aVL a aVR, svod II aVR a aVF a svod III aVL a aVF.[6]

Výše popsaných šest svodů vytvoří obraz elektrické činnosti snímané pod šesti různými úhly. Můžeme si je představit jako šest snímků v jedné frontální rovině protínajících hrudník vyšetřované osoby, kde jsou dva sousední snímky vždy vůči sobě vzájemně posunutě posunutě o 30°. [7]

<sup>2</sup>Pojmenovaný dle tvůrce tohoto modelu Willema Einthovena (1860-1927), vynálezce elektrokardiogramu a nositele Nobelovy ceny za fyziologii (1924).

<sup>3</sup>Nulová elektroda přidána do systému Emanueleem Goldbergem v roce 1942.

Zbývajících šest svodů tvoří unipolární hrudní (*prekordiální*) svody, které nám doplňují „obraz“ srdce o dalších šest „pohledů“. Tyto hrudní svody jsou lokalizovány na přední a levé části hrudní stěny, a jak bylo již výše zmíněno, jsou značeny V1-V6. Svody V1 a V2 jsou uloženy v blízkosti pravé komory, svody V3 a V4 v okolí srdečního septa a svody V5 a V6 snímají předobojní stěnu levé komory.

Závěrem je nutné také zmínit, že přesto, že 12svodové EKG je nejběžnějším způsobem záznamu elektrické srdeční aktivity, není to zdaleka jediný systém, a v rámci různých specializovaných vyšetření bývá doplňováno o další možné svody. Nejběžněji to jsou svody V7 (umístěny na zadní *axilární*, tj. pažní, čáře v úrovni V6), V8 (umístěn na *scapulární*, tj. lopatkové, čáře v úrovni V6), V9 (umístěn na *paravertebrální* čáře v úrovni V6), VE (umístěný pod hrudní kostí), V3R-V6R (umístěny zrcadlově vůči svodům V3-V6 na pravé straně hrudníku) a etážové svody V1'-V6' (umístěny o 1 mezižebří výše než svody V1-V6) a etážové svody V1"-V6" (umístěny o 1 mezižebří níže než svody V1-V6). Kromě těchto svodů se někdy využívají i svody jícnové a několik dalších paralelních systémů k 12svodovému EKG jako jsou Nehbův trojúhelník, Frankův korigovaný ortogonální systém či korigovaný ortogonální 9svodový systém McFee-Parungao. [6]

## 1.2.2 Popis EKG křivky

Jak bylo zmíněno o kapitole výše, u každé EKG křivky popisujeme její rytmus, srdeční akci, frekvenci, sklon elektrické srdeční osy, a nakonec analyzujeme jednotlivé vlny a kmity křivky.

Rytmus srdce vždy určuje skupina buněk převodního systému srdečního s nejrychlejší změnou spontánního klidového napětí, respektive je to ta skupina buněk, která jako první dosáhne akčního napětí. Za normálních fyziologických okolností jsou to buňky sinoatriálního uzlu (viz. kapitola 1.1.2). Pokud tomu opravdu tak je, mluvíme o sinusovém rytmu, který má za fyziologických podmínek frekvenci 60-90 stahů za minutu. Buňky se spontánní depolarizací se nachází i mimo sinoatriální uzel. Těmto místům říkáme náhradní centra automacie a jsou jimi především atrioventrikulární uzel, který má frekvenci tvorby vzruchů 40-60 stahů za minutu, a převodní systém srdeční v oblasti komor (především Hisův svazek), který má svoji spontánní frekvenci 30-40 stahů za minutu. Náhradní místa automacie jsou pod neustálým vlivem sinoatriálního uzlu, který potlačuje jejich spontánní automatickou činnost. Srdeční rytmus je řízen vždy centrem s nejrychlejší spontánní frekvencí. Pokud tedy dojde k poškození převodního systému srdečního na úrovni sinoatriálního uzlu, převezme jeho funkci atrioventrikulární uzel, poté jde o sekundární *pacemaker* a nodální rytmus. Pokud dojde k poškození ještě v nižším úseku, stávají se udavatelem rytmu buňky převodního systému srdečního na úrovni

komor. Pak se jedná o terciální *pacemaker* a idioventrikulární rytmus. Při patologiích srdce nemusí vznikat vzruch ani v jednom z těchto center, ale může mít původ v patologických ohniscích v síních s rychlým sledem impulsů, což následně vede ke vzniku *reentry*. To je nejčastějším důvodem fibrilací síní a *flutterů*. [6]

Akce srdeční se vyhodnocuje dle vzdáleností jednotlivých R kmitů. Jsou-li R kmity (respektive celé QRS komplexy) od sebe stejně vzdálené, je vyhodnocována srdeční akce jako pravidelná. V opačném případě je označována za nepravidelnou. Nejčastěji se jedná o fibrilaci nebo o přítomnost extrasystol. [6] [7]

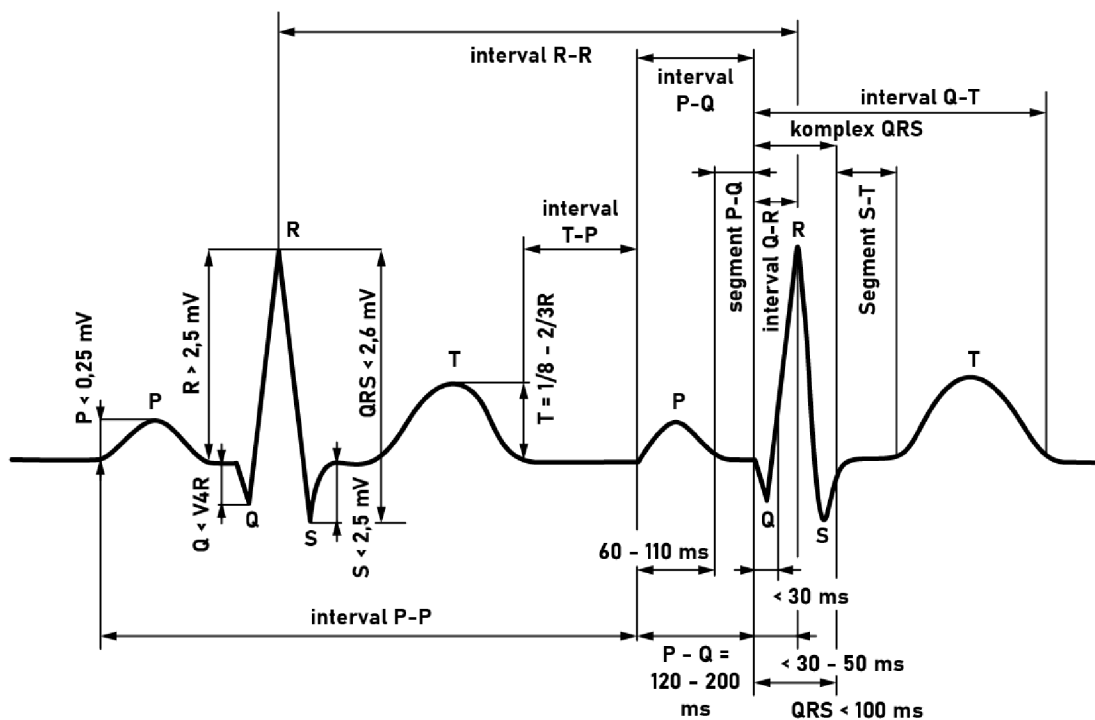
Frekvence stahů se pohybuje mezi 60-90 stahy za minutu. Bije-li srdce rychleji, jedná se o tachykardii, bije-li pomaleji, mluvíme o bradykardii.

Elektrická osa srdeční ukazuje směr postupující aktivace srdeční tkáně. Je daná součtem okamžitých vektorů, které tvoří určitou prostorovou depolarizační smyčku. Při standardním 12svodovém EKG je dán směr srdeční osy elektrickou aktivitou srdce během depolarizace komor. Směr srdeční osy lze tedy určovat za pomoci osy QRS komplexů v jednotlivých svodech. Souhrnný vektor QRS komplexů se nachází nejčastěji ve sklonu  $60^\circ$ . Bavíme se pak o intermediárním polohovém typu. Za normu se považuje ještě vychýlení v rozmezí  $-30^\circ$  až  $+105^\circ$ . Různé patologie jako jsou hypertrofie, bloky Tawarových ramének, dilatace komor apod. vedou k vychýlení srdeční osy z normálního rozmezí. K deviacím osy srdeční doprava, při hodnotách nad  $105^\circ$ , dochází klasicky při hypertrofiích pravé komory srdeční a při pravém zadním hemibloku. K deviacím doleva dochází při hodnotách nižších než  $-30^\circ$ . Typicky se jedná o hypertrofie levé komory srdeční a levé zadní hemibloky. [6] [7]

Dráha šíření potenciálu v srdci má svůj typický charakter a vytváří v EKG záznamu typické výchylky, které odpovídají jednotlivým fázím elektrického srdečního cyklu. V typické EKG křivce se rozeznávají vlny P a T, kmity Q, R, S, které dohromady tvoří komplex QRS, a intervaly PQ, ST a QT.

**P vlna**, která je důsledkem činnosti sinoatriálního uzlu, je projevem depolarizace síní. Klasicky má tvar pozitivního oblouku s amplitudou přibližně 0,25 mV o délce trvání nepřekračující 0,10 s. Nejlépe je identifikovatelná ve svodech II a V1. Negativní P vlna ve svodech II, III nebo aVF značí aktivitu sekundárního *pacemakeru*. Nejčastější příčinou absentující P vlny je fibrilace či *flutter* síní nebo komor, sinoatriální blok nebo komorová tachykardie. [6] [9]

**Interval PQ** je za normálních podmínek izoelektrický a doba jeho trvání se pohybuje mezi 0,12 s a 0,20 s. Trvání intervalu PQ je nepřímě úměrné srdeční frekvenci, což znamená, že se při tachykardii zkracuje a při bradykardii naopak prodlužuje. Prodloužení PQ intervalu nad 0,20 s může signalizovat patologii. Nejčastěji se v tomto případě jedná o blokádu v oblasti atrioventrikulárního uzlu, ale může mít i jiné příčiny jako je například léčba pomocí betablokátorů. Fyziologicky se může prodloužený PQ interval vyskytovat u trénovaných sportovců. [6] [9]



Obr. 1.8: Typické parametry fyziologického signálu EKG

**Q kmit** je první negativní kmit komorového komplexu (QRS komplexu), který vždy předchází R kmitu. Jeho šířka se pohybuje pouze kolem 0,03 s, jeho výška (respektive hloubka) je 0,3 mV. Za fyziologických podmínek většinou nepřesahuje jednu čtvrtinu následného R kmitu. Patologie v Q kmitu jsou nejčastěji známkou prodělaného infarktu myokardu, případně se může jednat o blokádu levého Tawarova ramínka nebo o syndrom preexcitace. [6] [9]

**R kmit** je pozitivní výchylka v EKG záznamu. Udává postup šíření vzruchové vlny napříč stěnou srdečních komor. Amplituda vlny je závislá na místě snímání a může dosahovat až několik mV. Normální doba trvání kmitu je do 0,1 s. Patologie R vlny mohou mít různé příčiny od hypertrofie komor, které se projevují vysokou amplitudou v příslušných svodech, přes infarkt myokardu při absenci R vlny, tachykardii, obezitu, plicní onemocnění až po anasarku. [6] [9]

**S kmit** je negativní výchylka po kmitu R. Normální vlna S má amplitudu od 0 do 0,8 mV a dobu trvání do 0,05 s. Velikost kmitu S se v hrudních svodech snižuje od V1 k V6. Ve svodech V5 a V6 se normálně již ani nemusí vyskytovat či je tam pouze nepatrně. Hluboký kmit S se ve svodech V5 a V6 nachází pouze při rotaci srdce doleva nebo při levém předním hemibloku. Široký S kmit bývá známkou blokády pravého Tawarova raménka. [6] [9]

**QRS komplex** je trojúhelníkový kmit s normální dobou trvání od 0,06 s do 0,10 s. Podkladem QRS komplexu je depolarizace komor. Depolarizace je postupná, začíná od septa z větve levého Tawarova raménka, pak jsou současně depolarizovány vnitřní vrstvy obou komor a odtud se šíří podráždění napříč pracovním myokardem k jejich povrchu (k epikardu komor). Vzhledem k zaměření práce budou patologie QRS komplexu rozebrány podrobněji v následující podkapitole. [6] [9]

**Interval ST** je izoelektrický interval mezi koncem QRS komplexu a začátkem vlny T. Je to období mezi depolarizací a repolarizací komor. Úsek ST spolu s vlnou T jsou nejvíce variabilní částí EKG křivky a jejich změny mohou mít celou řadu příčin, proto jsou změny v úseku ST do značné míry nespecifické. [6] [9]

**Interval QT** začíná kmitem Q, případně kmitem R, není-li kmit Q ve svodu přítomen, a trvá až do konce T vlny. Reprezentuje elektrickou systolu. Doba trvání intervalu značně závisí na tepové frekvenci, věku, pohlaví, obsahu minerálů v krvi a lécích. Hodnota QT je značně ovlivněna tepovou frekvencí, a proto se pro praktické účely uvádí hodnota QTc, tedy QT s korekcí na frekvenci c. Hodnota QTc se pohybuje od 0,34 s do 0,42 s. Prodloužení tohoto úseku mívá své příčiny v hypokalcémii, hypokalémii, chronické ischemii myokardu, cerebrovaskulární příhodě, léčbě chinidinem či v některém z vrozených syndromů (často to bývají syndromy spojené s hluchotou). [6]

**Vlna T** je podobně jako úsek ST známkou repolarizace komor. Normálně je vlna T lehce asymetrická s pozvolným vzestupným a příkrým sestupným ramenem. Ve všech svodech, pouze s občasnou výjimkou ve svodu III a V1, je pozitivní. Normální doba trvání T vlny je od 0,1 s do 0,2 s a její amplituda je 0,2-0,8 mV. [6] [9]

**Vlna U** se někdy vyskytuje ve vlně T a jedná se o malou pozitivní výchylku. Příčina vzniku vlny U není doposud zcela jasná, soudí se, že může být způsobena pozdější repolarizací septa či opožděnou repolarizací některých oblastí komory. Je také možné, že je výsledkem repolarizace Purkyňových vláken. [6] [9]

### 1.2.3 Trvání QRS komplexu a s ním spojené patologie

QRSd (QRS duration), tedy délka trvání QRS komplexu, je velmi důležitým parametrem při detekci a diagnostice řady patologií srdce. V této podkapitole jsou popsány ty nejvýznamnější z nich, ve spojení právě s deviací parametru QRSd.

Jak je uvedeno v předchozí kapitole, normální doba trvání QRS komplexu, která odpovídá parametru QRSd, je od 0,06 s do 0,10 s. Prodloužení parametru QRSd je spojeno zejména s problémy depolarizace komor a intraventrikulární části septa. Zpravidla se jedná o poruchu převodního systému srdečního na úrovni Hisova svazku a níže.

Srdeční patologií, která se projevuje značným prodloužením QRSd, jsou raménkové blokády. Ty jsou vůbec nejčastěji se vyskytujícími poruchami vzruchu na EKG. Ve spojitosti s prodloužením parametru QRSd zde budou zmíněny především dva příklady, a to kompletní blokáda levého a pravého Tawarova raménka.

**Blokáda levého Tawarova raménka (LBBB)** je, jak již název napovídá, patologický stav, kdy dochází k poruše přenosu signálu na levém Tawarově raménku, a v důsledku toho pak k pozdějšímu stahu levé komory srdce. Dochází zároveň k abnormálnímu aktivování septa, a to konkrétně zprava doleva. Z toho důvodu absentuje ve svodu V1 vlna R a ve svodu V6 vlna Q. Celá levá komora je aktivována zprava pravým Tawarovým raménkem. Dle QRSd rozeznáváme kompletní LBBB, kdy je komplex QRS rozšířen nad 0,12 s, a inkompletní LBBB, kdy pak dojde k rozšíření komplexu do 0,12 s. LBBB se vyskytuje nejčastěji po proděláním infarktu myokardu. Dalšími příčinami může být kupříkladu aortální stenóza. Vrozená LBBB bývá extrémně vzácná. [6]

**Blokáda pravého raménka Tawarova (RBBB)** je, analogicky k LBBB, porucha přenosu signálu na pravém Tawarově raménku. Zde se opoždí kontrakce pravé komory, která musí být aktivována levým Tawarovým raménkem. Typickým projevem RBBB v EKG signálu je zdvojení R vlny ve svodu V1 a V2. Ve svodech dívajících se na levou komoru, tj. V4, V5, V6, I a aVl se navíc nacházejí hluboké a široké kmity S. Stejně jako u LBBB rozeznáváme kompletní blokádu s parametrem QRSd nad 0,12 s, a inkompletní blokádu s QRSd mezi 0,10 s a 0,12 s. RBBB doprovází, stejně jako LBBB, infarkt myokardu, navíc se ovšem vyskytuje u akutního i chronického *cor pulmonale*<sup>4</sup>, nebo jako defekt septa. Inkompletní RBBB se může vyskytovat i fyziologicky u zdravých lidí, většinou u vytrvalostních sportovců, kde je vyvolána pravidelnou objemovou zátěží pravé komory. [6]

Dalšími typy blokády, u kterých dochází k dilataci QRSd, i když již ne tak výrazné, jsou **levý přední hemiblok (LAH)** a **levý zadní hemiblok (LPH)**. Jedná se o blokády větví, na které se dělí levé Tawarovo raménko. Při LAH je aktivace předobojní části komory a septa opožděna. Vzruch se sem následně šíří ze zadního fascikulu. LPH je vzácnější než LAH. Jedná se o blokádu zadního fascikulu. Aktivační impulz tedy nejdříve směřuje doleva a nahoru pomocí LAH a pak se obrátí a směřuje dolů. Obě tyto hemiblokády jsou charakterizovány, mimo zvětšeného QRSd, i změnou sklonu srdeční osy. [6]

Dalšími patologiemi, kterými se může projevit rozšíření QRS komplexu, jsou **hypertrofie a dilatace komor** srdce.

Dilatace bývá způsobena akutní nedostatečností, kdy se srdce snaží kompenzovat

---

<sup>4</sup>*Cor pulmonale* je termín označující hypertorfii pravé komory. Vzniká většinou v důsledku onemocnění, která poškozují funkci a strukturu plic, nebo se může jednat o vrozený defekt. Nejčastější příčinou akutního *cor pulmonale* je plicní embolie.

nedostatečný výdej protažením svalových vláken. Komory jsou v tu chvíli rozšířené, svalovina tenká. Pro depolarizaci komory je potřebná delší doba. Častěji se setkáváme s dilatací pravé komory srdeční. Popisováno je pak již výše zmíněné *cor pulmonale acutum*, jehož příčinou zpravidla bývá plicní embolie. [6]

Hypertrofie srdečních komor bývá způsobena především chronickou srdeční nedostatečností. Diagnóza hypertrofie komor je z klinického hlediska důležitá, protože ukazuje, že srdeční komora byla dlouhodobě vystavena hemodynamicky závažnému zatížení. K jejímu vyšetření se v dnešní době používá více echokardiografie, která je spolehlivější než EKG. Morfologicky se hypertrofie projevuje zesílením stěny levé komory nad 12 mm a stěny komory pravé nad 5 mm. Kromě již zmíněného zvětšení QRSd bývá také změněna osa srdeční ve směru zesílení stěny, a změny jsou patrné v ST intervalu. Hypertrofii pravé komory označují klinici jako *cor pulmonale chronicum* (viz. výše). [6]

**Syndrom komorové preexcitace** může být dalším důvodem zvětšení parametru QRSd. Tento syndrom je charakterizován tím, že se vzruch ze síní na komory nešíří přirozenými cestami převodního srdečního systému, ale pomocí netradičních svalových můstků, které tento převod vzruchu urychlují. Tím, že dochází k převodu přes tyto akcesorní svazky, dochází k předčasné excitaci komor. Projevem syndromu komorové preexcitace v EKG záznamu je pak zkrácení intervalu PQ pod 0,12 s, prodloužení QRSd nad 0,12 s a přítomnost patologické delta vlny. Podle toho, zda jsou přítomny všechny tyto projevy či pouze některé, lze syndrom komorové preexcitace dále podrobněji klasifikovat. [6]

**Komorové extrasystoly** se také projevují prodloužením doby trvání QRS komplexu. Vznikají v důsledku přítomnosti ektopického ložiska v převodním systému srdečním v myokardu komor. Bývají často asymptomatické, ale mohou být zodpovědné za bolesti na hrudi a synkopy<sup>5</sup>. Kromě dilatací QRS komplexů je EKG záznam pro extrasystoly typický také tím, že některé QRS komplexy přichází předčasně, tj. nejsou předcházeny vlnou P, a vlna T mívá abnormálně velkou amplitudu.

Dalším důvodem prodloužení QRS komplexu je problém na nižší, chemické úrovni. Zvýšení QRSd může být způsobeno **hyperkalemií** nebo **otravou blokátory sodíkových iontů**, které jsou typické například pro tricyklická antidepresiva. [10]

**Nespecifická intraventrikulární porucha vedení (NIVCD)** pod sebe zahrnuje zbytek netradičních či jiných blíže nespecifikovatelných případů, kdy QRSd přesahuje svoji normu. [10]

---

<sup>5</sup>krátkodobé ztráty vědomí

## 1.3 Kardiostimulace a CRT

Pokud srdce nemá patřičný rytmus a nestahuje se tak, aby bylo schopné přečerpávat dostatečné množství krve, je potřeba indikovat srdeční stah pomocí umělých impulsů dodávaných do srdce kardiostimulátorem.

Kardiostimulátor je přístroj, který slouží k léčbě poruch srdečního rytmu, které se jeví jako bradykardie. Jedná se o poruchy, kdy je snížena srdeční frekvence. Kardiostimulátor vytváří elektrické výboje, které jsou následně prostřednictvím elektrod přenášeny na srdeční svalovinu, kde iniciují kontrakci.

Kardiostimulátory se klasicky implantují pod rentgenovou kontrolou do těla pacienta. Tělo přístroje se zpravidla umísťuje pod klíční kost a elektrody se zavádí do příslušných částí srdce. K zavedení se většinou využívá podklíčkové žíly (*vena subclavia*). [10]

Dvěma důležitými funkcemi elektrod zavedených do srdce je *sensing* a *pacinig*. Zjednodušeně se dá říci, že *sensing* je schopnost kardiostimulátoru vnímat vlastní elektrické vzruchy srdce v daném místě. Reakce na detekci vlastní automacie srdce se může lišit, může například dojít k zastavení stimulování tkáně pomocí přístroje. Tato reakce už záleží na samotném naprogramování kardiostimulátoru. *Pacinig* je naopak schopnost přístroje stimulovat danou oblast myokardu. [10]

Dle místa *pacingu* a *sensingu* také dělíme typy kardiostimulátorů. Každý takový přístroj má na svém pouzdru kód NASPE/BPEG. Tento kód, schválený radou NASPE v roce 2001 a nahrazující starší kód NBG, obsahuje pět písmen, z nichž první udává místo stimulace srdeční tkáně (*pacingu*), druhé místo snímání srdeční aktivity (*sensing*), třetí určuje způsob stimulace myokardu, čtvrté písmeno určuje modulovatelnost přístroje a páté udává informace o antiarytmické funkci. [12]

Srdeční resynchronizační léčba (CRT) je léčebná metoda, která je indikována pacientům trpícím dlouhodobými projevy srdečního selhání, při kterých nedochází k dostatečně rychlé aktivaci svaloviny komor srdečních. Typickou patologií, způsobující tyto problémy, bývají právě výše zmíněné raménkové blokády (viz. 1.2.3). Dosáhne-li zpomalení aktivity komor určité meze, hovoříme o dyssynchronii srdeční aktivity, a u pacienta se dále zhoršují projevy srdeční nedostatečnosti. Tento problém lze řešit srdeční resynchronizační léčbou, kdy je jedna elektroda speciálního kardiostimulátoru implantována do pravé komory a druhá elektroda žilním systémem srdečním na povrch levé komory. Elektrický signál se tedy při stimulaci komor šíří srdeční svalovinou ze dvou míst, což výrazně zrychluje elektrickou aktivaci, a tím zefektivňuje mechanickou kontrakci. Protože přístroj stimuluje současně pravou i levou komoru srdeční, jedná se o biventrikulární stimulaci. Po aplikování CRT dojde k výraznému zúžení komplexu QRS, které dokládá zkrácení vedení vzruchu srdečními komorami. [11]

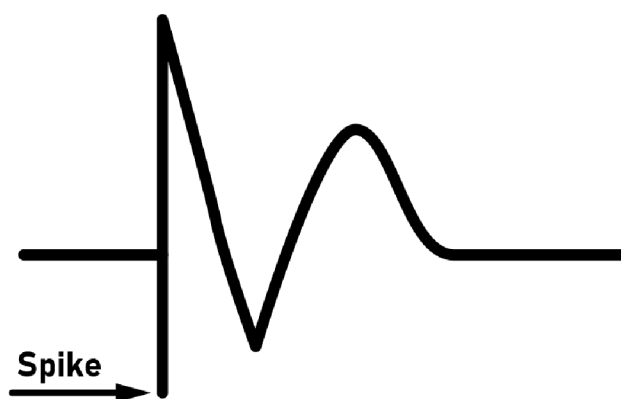


## 1.4 Měření EKG při současné kardiostimulaci

Měření a hodnocení EKG křivky při současné stimulaci srdečního svalu externím *pacemakerem* může být poněkud problematické, obzvláště pokud je cílem automatické rozměřování EKG křivky. Obraz stimulovaného rytmu na EKG záznamu silně závisí na místě stimulace. Dle aktuální elektrické srdeční osy je možno ve většině případů identifikovat místo vzniku depolarizační vlny.

V případě, že depolarizační impuls vychází z kardiostimulátoru, zobrazí se na EKG stimulační artefakty, takzvané „*spike*“, „*pace*“, „*flick*“, „*strick*“, nebo česky „*fous*“. Ty se dají rozpoznat ve všech svodech. Naprosto jasně bývají k rozpoznání na přístrojích, které jsou zapojeny unipolárně. Při bipolární konfiguraci tyto artefakty již tak dobře patrné nejsou.

Dalším typickým znakem pro stimulovaný rytmus jsou aberantní široké komorové komplexy, které mají nejčastěji tvar stejný jako při raménkových blokáдах. Takovýmto komorovým komplexům předcházejí výše zmíněné „*spiky*“. Výjimkou z tohoto pravidla bývají EKG záznamy při stimulaci v oblasti Hisova svazku. V tom případě vypadá komorový komplex naprosto fyziologicky. [6] [13]



Obr. 1.9: Stimulované EKG

Jistým problémem při zobrazování artefaktů vzniklých stimulací může být vzorkovací frekvence moderních EKG přístrojů. U starých analogových tento problém z pochopitelných důvodů absentoval. U dnešních digitálních přístrojů, které nemají dostatečně jemnou vzorkovací frekvenci, se nemusí tyto ostré signály, jakými „*spiky*“ jsou, zobrazovat korektně. [13]

### 1.4.1 EKG obraz stimulace z pravé komory

Oblast pravé komory je historicky nejstarší a doposud nejčastěji využívané místo pro stimulaci srdečního svalu. Pokud dochází ke stimulaci z hrotu pravé komory, má EKG obraz blokády levého Tawarova raménka. Také zde je posunutí osy srdeční doleva a obvykle do rozmezí  $-30^\circ$  až  $-90^\circ$ . [13]

Nejčastějším místem stimulace v pravé komoře bylo v minulosti (a doposud je hojně využívané) ouško pravé komory (*auricula cordis dextra*) nebo hrot srdeční (*apex cordis*). Dlouhodobé studie ovšem naznačují, že tato místa nejsou ideální, neboť v důsledku jejich stimulace dochází k remodelaci levé komory srdeční. Důsledkem změněné aktivační sekvence je totiž asynchronní aktivace komor, která je spojena s abnormálním regionálním koronárním průtokem a porušením metabolismu. [14]

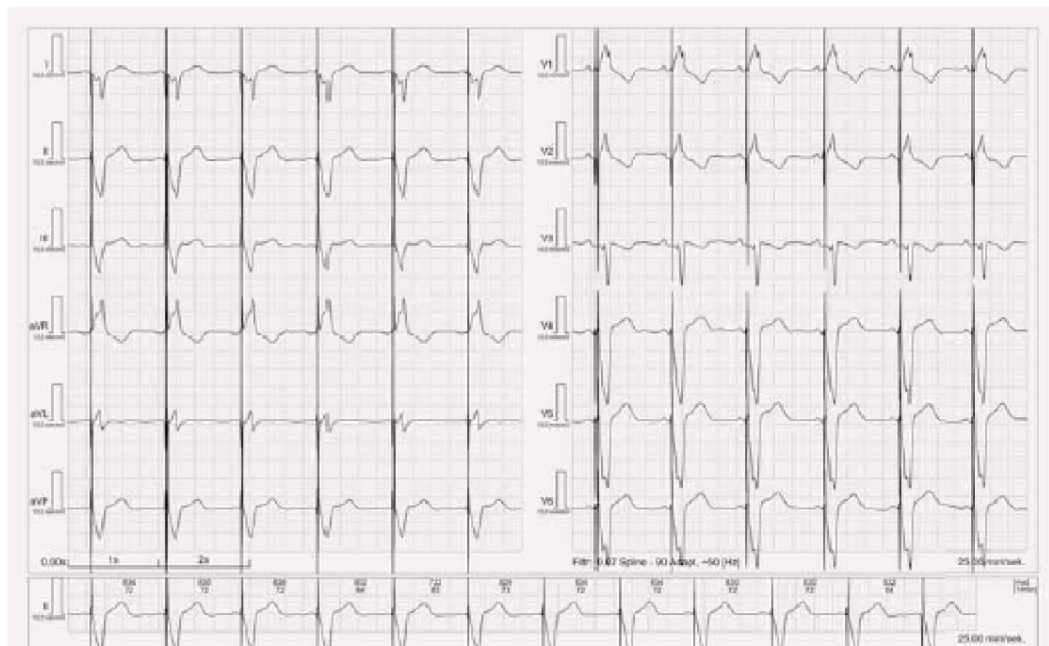
Ve snaze o co nejlepší napodobení fyziologické funkce srdce se v dnešní době zavádí metody, při nichž se elektrody umísťují do jiných částí srdce jako například do oblasti septa, Hisova svazku, či až do výtokového traktu (tzv. stimulace *RVOT-right ventricular outflow tract*). Zavádění elektrod do těchto míst je v dnešní době usnadněno díky široké implementaci elektrod s aktivní fixací. [13] [14]



Obr. 1.10: Unipolární EKG stimulace z hrotu pravé komory [13]

## 1.4.2 EKG obraz stimulace z levé komory

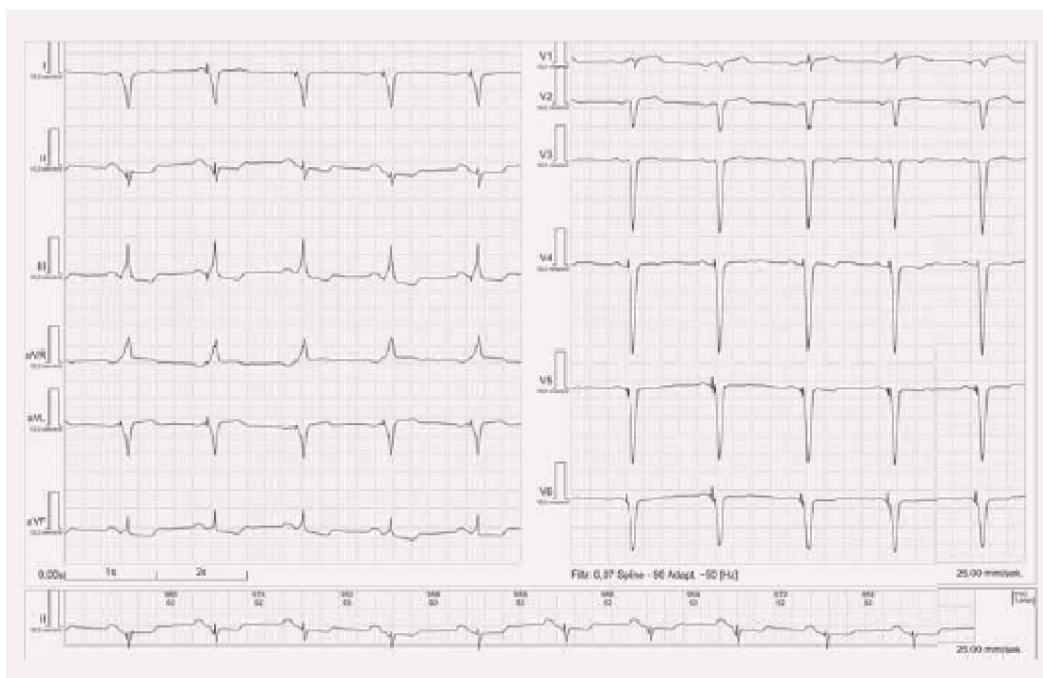
EKG obraz při stimulaci z levé komory je, naopak od stimulace z komory pravé, podobný obrazu při blokádě pravého Tawarova raménka. Osa srdeční je v tomto případě posunuta doprava a obvykle se nachází mezi  $+105^\circ$  a  $+180^\circ$ . Při tomto druhu stimulace existuje mnohem větší variabilita než u stimulace pravé komory. Je to mimo jiné dáno i tím, že poloha elektrody v žilním systému může být velmi odlišná. [13]



Obr. 1.11: EKG stimulace levé komory [13]

## 1.4.3 EKG obraz biventrikulární stimulace

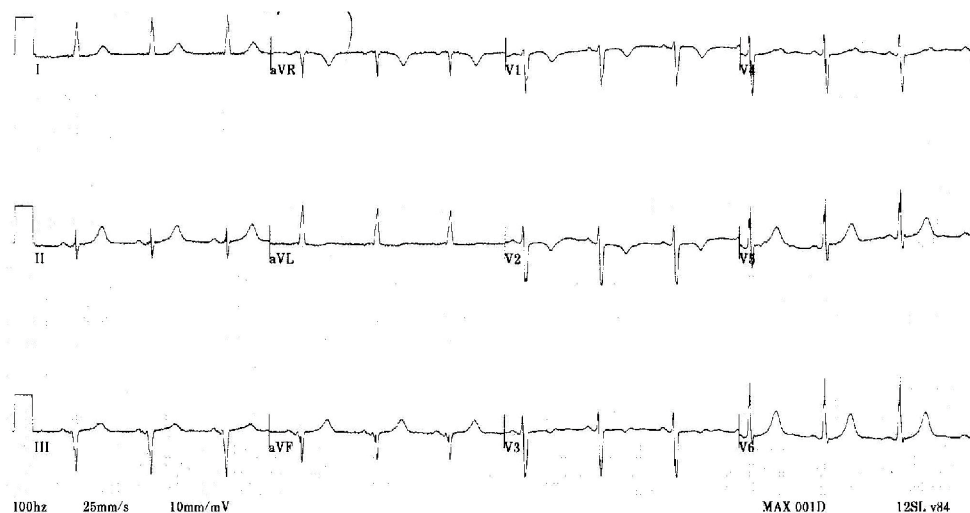
Biventrikulární stimulace, tedy současná stimulace obou komor, má na EKG obraz kombinovaný. Osa srdeční je v tomto případě posunuta více doleva než u pravokomorové stimulace, obvykle mezi  $-90^\circ$  a  $+180^\circ$ . Tvar komplexu závisí především na převažujícím vektoru stimulace a na časové vzdálenosti stimulů v jednotlivých komorách. Stimulace obou komor nemusí být nutně současná. [13]



Obr. 1.12: EKG stimulace biventrikulární [13]

#### 1.4.4 Stimulace v oblasti Hisova svazku

Zavedení elektrod do oblasti Hisova svazku je relativně novým přístupem v oblasti stimulace srdečního svalu. Jako takový se začal postup aplikovat s cílem předejít negativním patofyziologickým jevům, které v některých případech doprovázejí kardiostimulaci v oblasti pravé komory tak, jak je popsáno v kapitole 1.4.1. [15]



Obr. 1.13: EKG stimulace v oblasti Hisova svazku [15]

Klinické studie prováděné v poslední době ukazují, že stimulace v oblasti Hisova svazku je schůdnou alternativou ke konvenční stimulaci v oblasti pravé komory nebo biventrikulární stimulaci. Lze jej použít také u pacientů se srdečním selháním spojeným se sníženými ejekčními frakcemi vyplývajícími z unifokální stimulace pravé komory. [16] [14]

Nedostatky této metody je na druhou stranu to, že je nemožné ji aplikovat na pacienty trpící infrahisální blokádou, a také samotná technická náročnost zavedení elektrod do oblasti Hisova svazku doprovázená dlouhými skiaskopickými časy. [15]

Při provedení tohoto typu kardiostimulace zůstává EKG záznam téměř beze změn oproti záznamu zdravého a nestimulovaného srdce. V jeho průběhu absentují „*spiky*“ i abnormální rozšíření komorových komplexů. [13] [15]

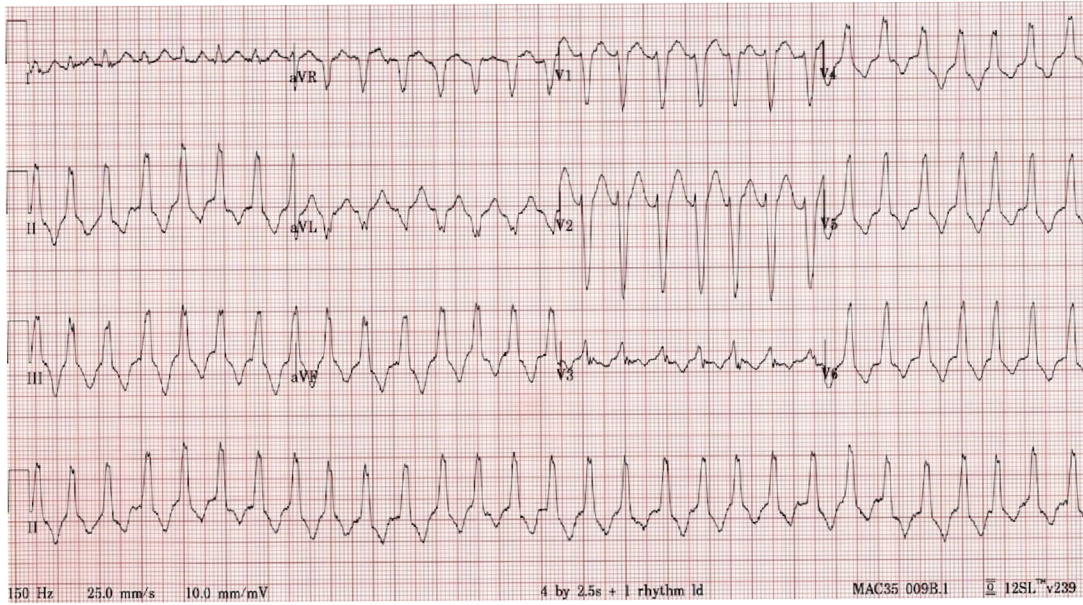
#### **1.4.5 RVOT**

Dalším alternativním místem, které lze zvolit namísto stimulace v oblasti ouška či apexu, je výtokové místo pravé komory. Termín výtokový trakt je používán jak pro lokalizaci elektrody vysoko pod chlopní plicnice (na septu nebo volné stěně), tak pro stimulaci z oblasti středního septa, tedy pod úrovní horního okraje trikuspidální chlopně. Vzhledem k blízkosti převodního systému se tato oblast jeví jako lepší místo pro stimulaci než místa vysoko ve výtokovém traktu. [14] I v případě, kdy se zvolí toto místo pro stimulaci srdečního svalu, se EKG záznam jeví většinou velmi podobně jako normální EKG záznam, bez přítomnosti artefaktů či patologických změn. [15]

#### **1.4.6 Splynulý stah**

Při současném šíření aktivace vlastním převodním systémem spolu se současným stimulem z elektrody kardiostimulátoru může dojít ke vzniku splynulého stahu, takzvanému „*fusion beat*“. Na EKG záznamu se pak nachází QRS komplexy, které mají naprosto rozdílný tvar oproti nativnímu EKG i oproti plně stimulovanému EKG. Tyto splynulé stahy nemusí mít žádný klinický význam, ale v případě biventrikulární stimulace mohou narušovat řádnou synchronizaci komor. Často je najdeme u fibrilace síní při zachovalém převodním systému srdečním. [13]





Obr. 1.14: EKG stimulace v oblasti výtokového traktu pravé komory [14]



Obr. 1.15: Splynulý stah [13]

## 2 Strojové učení a hluboké učení

Strojové učení (*machine learning*) je podoblastí umělé inteligence, což je poměrně široký vědní obor, který zahrnuje celou řadu různých pojetí a přístupů, a proto jej jako takový není snadné přesně definovat. Lze ovšem říci, že v základu se jedná o obor, který se zabývá tvorbou strojů a algoritmů řešících komplexní úlohy.

Termín umělá inteligence použil poprvé v roce 1959 Arthur Samuel, průkopník v oblasti počítačových her a umělé inteligence, který tento pojem definoval jako schopnost, která „umožňuje počítači se učit, aniž by na danou úlohu byl výslovně naprogramován“. [17]

Samotné strojové učení je dnes chápáno všeobecně jako oblast matematiky a informatiky zkoumající metody učení strojů. Učením v tomto kontextu chápeme změnu vnitřního stavu systému, která zefektivní schopnost přizpůsobení se změnám okolního prostředí. Oblast využití strojového učení se v dnešní době uplatňuje v podstatě ve všech oborech lidské činnosti od expertních systémů přes lékařství, robotiku až k výzkumu vesmíru. [18]

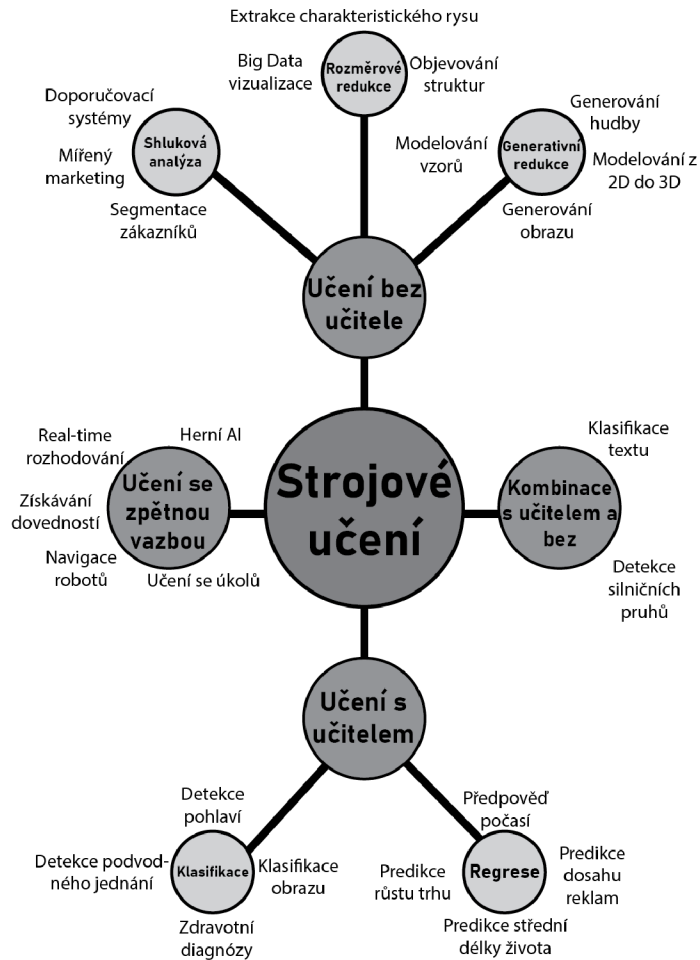
### 2.1 Princip strojového učení

Při řešení úlohy pracuje strojové učení s obrovským množstvím dat, která analyzuje, uspořádá do souvislostí a následně je vyhodnotí s cílem pochopit principy reálného světa. Výsledné algoritmy ukládá do modelů, ze kterých poté čerpá při řešení obdobného problému.

Problémy, na které uplatňujeme strojové učení, můžeme rozdělit do několika kategorií, a to na **klasifikaci**, kdy se objekty na základě znaků snažíme zařadit do určité skupiny, **regresi**, kdy jsou analyzována a ohodnocována dostupná data za účelem predikce dalšího chování zdroje těchto dat (lze využít např. pro odhad pohybu cen akcii na burze), **clusterování**, kdy jsou digitální objekty shlukovány na základě podobnosti (lze využít např. pro seskupování podobných obrázků za účelem jejich třídění) a **asociaci**, kdy jde o identifikaci pravidel v analyzovaných datech ve smyslu: A a B se vždy vyskytují společně nebo výskyt A bývá následován výskytem B. [18]

#### 2.1.1 Přístupy strojového učení

V základu rozlišujeme tři přístupy strojového učení. Tyto přístupy se liší jak v typu dat, která jsou požadována na vstupu, tak v úlohách, pro jejichž řešení se jednotlivé přístupy využívají.



Obr. 2.1: Přehled oblastí využití strojového učení

V první řadě je to tzv. **učení bez učitele** (*unsupervised learning*), kdy dáme systému data a necháme jej, aby v něm sám vyhledal nějaký pattern, nějakou skrytou strukturu dat, podle nichž by se daly jednotlivé objekty rozlišit. Typickou úlohou, pro kterou se tento přístup využívá, je shluková analýza a redukce dimenzionality, která může sloužit např. k vizualizaci velkého objemu dat nebo jako předzpracování dat pro jejich následné využití na vstupu neuronové sítě. [18] [17]

Další přístupem může být **učení s učitelem** (*supervised learning*), kdy systému poskytujeme nejen vstupní data, ale i informace o výstupu, který očekáváme. Systém je pak schopný na základě vstupních dat rozpoznávat vlastnosti typické pro jednotlivé objekty a po naučení dokáže při předložení vstupních dat rozlišit typické vlastnosti objektu, a ten posléze správně zařadit i bez informace o očekávaném výstupu. Právě z tohoto důvodu je tento přístup využíván především pro regresi (vytváření prediktivních modelů) a klasifikaci (rozdělení objektů do jednotlivých tříd). [17]



Poslední ze základních přístupů je **zpětnovazebné učení** (*reinforcement learning*), kdy systém zpracovává poskytnutá data a dostává průběžnou odezvu, zda se mu výstup povedl dle našeho očekávání či nikoliv. Systém pak pokračuje v používání procesů, které vedly ke správnému výstupu, a opouští či pozměňuje procesy, které produkovaly nežádoucí výstupy. Rozdíl mezi tímto přístupem a přístupem učení s učitelem je ten, že zde nemáme žádné informace o očekávaném výstupu, neexistuje zde žádná správná odpověď. Výstup se totiž v tomto případě snažíme optimalizovat na základě předem daných kritérií. Ukázkovou úlohou, při které se využívá tohoto přístupu, je vyhledávání nejkratší cesty z bodu A do bodu B, kdy kritériem, které se snažíme optimalizovat (v tomto případě minimalizovat) může být např. vzdálenost a čas dojezdu. [18] [17]

Některé zdroje uvádějí ještě čtvrtý přístup strojového učení, a to takzvané **učení pod dohledem** (*semi-supervised learning*). Tento přístup leží někde na pomezí učení s učitelem a bez učitele. Při učení s učitelem je nezbytně nutné mít dostatek dat, u kterých známe i požadovaný výstup, což znamená data, která byla anotována. K vytvoření těchto dat je ovšem zapotřebí expert, který tato data anotuje, což může být v některých případech časově či finančně náročné. Přístup učení pod dohledem kombinuje na vstupu data anotovaná s větším množstvím dat neanotovaných, na základě kterých následně vytváří shlukové (potažmo klasifikační) a regresní modely. [19]

## 2.1.2 Proces strojového učení

Proces strojového učení mívá zpravidla několik fází. Jsou jimi definování úlohy, sběr dat, stanovení příznaků, trénování modelu a testování modelu.

Jako první je nutné **definovat zadání úlohy**. Podle typu úlohy volíme nejenom přístup strojového učení, ale také typ a množství dat, metodu a její konkrétní design.

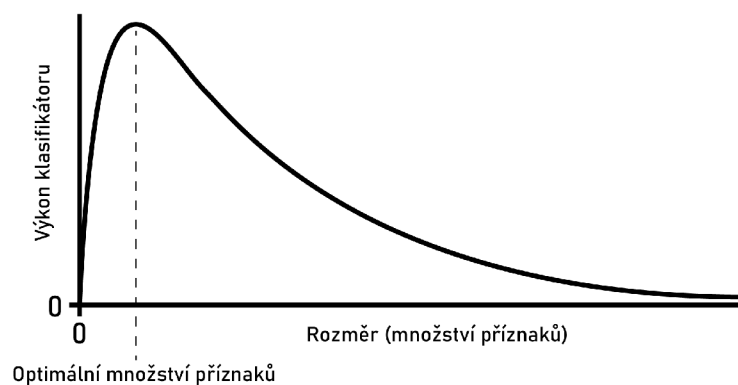
Druhým krokem je **příprava sady vstupních dat**, během níž se vybírají vhodná data pro řešení zadané úlohy. Data se v této fázi kontrolují a eventuálně normalizují či jinak předzpracovávají. Důležitou součástí je vhodné rozdělení dat do trénovací, testovací a případně validační sady. Správné rozdělení dat do sad může do jisté míry předejít přeučení modelu a celkově značně zlepšit výsledné generalizační schopnosti modelu. Všeobecně se dá říct, že větší tréninková sada poskytuje lepší generalizační schopnosti modelu a větší testovací sada poskytuje lepší odhad chyby modelu. Je tedy třeba hledat kompromis mezi těmito dvěma faktory. [17]

Další fází bývá zpravidla **výběr příznaků**. Při vytváření modelů strojového učení bývá velmi důležité se zaměřit na správný výběr příznaků (parametrů), na které se bude vytvářený model zaměřovat a se kterými bude pracovat. Počet příznaků, se kterými systém pracuje, nazýváme jako počet dimenzí. Při výběru

počtu dimenzí je nutné si uvědomit, že volba většího množství příznaků nejenom zvětšuje výpočetní náročnost a prodlužuje čas, který je nutný k natrénování modelu, ale nemusí ani nutně vést ke zlepšení generalizačních schopností modelu. Hughesův fenomén, neboli prokletí dimenzionality, je jev, kdy po překročení optimálního počtu dimenzí začíná klasifikační (případně regresní) schopnost modelu klesat, viz. obrázek 2.1.2. Dimenzionalitu dat je možné redukovat například tím, že odstraníme příznaky, které jsou na sobě silně závislé (potřebná informace se v případě dvou silně korelujících příznaků vyskytuje v datech duplicitně a nám stačí pouze jeden z těchto příznaků), nebo příznaky s malým rozptylem hodnot (nemají výpovědní hodnotu). K redukcí dimenzionality lze také úspěšně použít metody jako je PCA (analýza hlavních komponent) či LDA (lineární diskriminační analýza). [17]

**Trénování systému** je fáze, kdy systému předkládáme vstupní data, na základě kterých se optimalizuje. V této fázi může docházet ke dvěma základním problémům, a tím je podučení (*underfitting*) a přeučení (*overfitting*). Při podučení nemá systém dostatek vstupních dat nebo neproběhlo dostatečné množství iterací, aby se na nich systém mohl adekvátně naučit. Při přeučení nastává opačný problém. Systém se příliš adaptoval na učící sadu, takže ve chvíli, kdy na vstup systému přivedeme nová data, nemá již dostatečnou schopnost generalizace, aby je byl schopný správně klasifikovat. [20] [17]

Poslední fází procesu strojového učení je **testování a validace**. V této fázi za pomoci testovací sady dat (tedy dat, která jsme nevyužili k učení) vyhodnocujeme efektivitu vytvořeného modelu. V tuto chvíli také ověřujeme, zda se systém správně naučil a jestli není podučený nebo přeučený. Validací data lze pak použít k další optimalizaci modelu. [17]



Obr. 2.2: Hughesův fenomén - prokletí dimenzionality

## 2.2 Umělé neuronové sítě

Neuronová síť je model strojového učení s učitelem, který mapuje vstupní vektor  $x$  na výstupní vektor  $y$  dle funkce  $f$  s parametry  $\theta$ , kde funkce  $f$  reprezentuje danou neuronovou síť (viz. 2.1). [21]

$$y = f_{\theta}(x) \quad (2.1)$$

Vstupní a výstupní vektory mohou mít všeobecně různou délku. Vstupem do funkce může být například vektor příznaků, signál či obraz. Výstupem pak může být klasifikační třída či regresní funkce. [21]

Učení neuronové sítě spočívá v hledání optimálních vah  $\theta$  funkce  $f$ . Nejčastějším postupem při optimalizaci vah sítě je postupná minimalizace kriteriální funkce (*loss function*), někdy též označovaná jako ztrátová či chybová funkce. Vstupem této funkce je skutečná hodnota  $y$  a predikovaná hodnota  $y$  daná funkcí  $f(x)$  (viz. 2.2). Ve strojovém učení se pro nalezení minima kriteriální funkce nejčastěji využívají metody gradientního sestupu, kdy postupujeme proti směru gradientu kriteriální funkce a snažíme se najít její globální minimum. Postupujeme v jednotlivých iteracích, ve kterých upravujeme váhy  $\theta$  tím způsobem, že od vah z minulého kroku odečteme gradient dané kriteriální funkce násobené parametrem  $\mu$ , který zde představuje učební krok. [21]

$$\min_{\theta} L(y, f_{\theta}(x)) \quad (2.2)$$

### 2.2.1 Umělý neuron

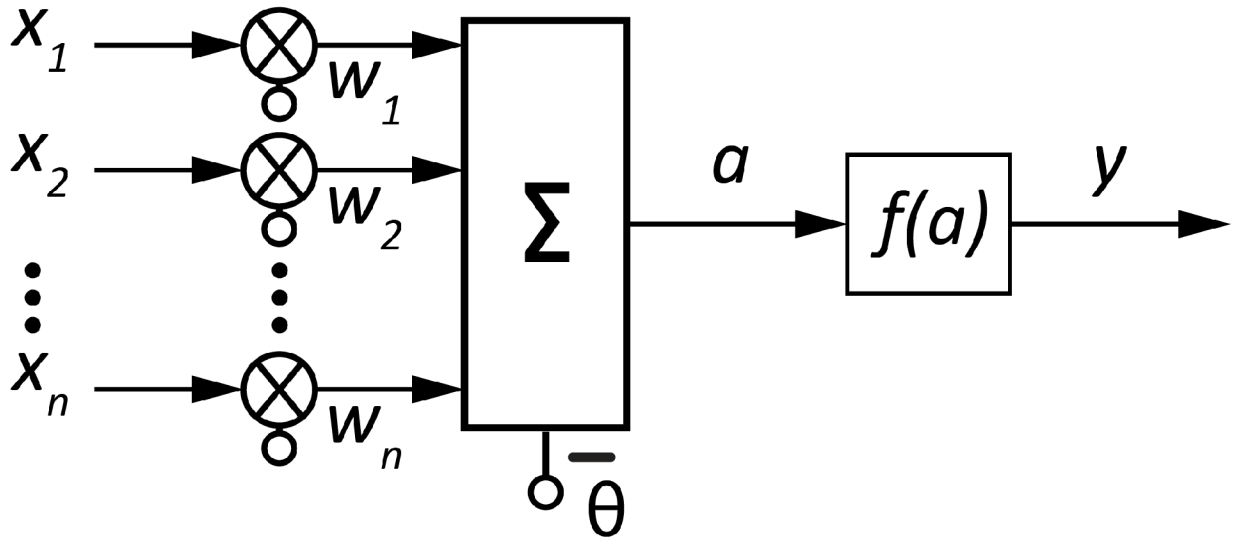
Samotná neuronová síť se skládá z do sebe různě zapojených umělých neuronů. Umělý neuron je tedy základní stavební jednotkou neuronové sítě. Tento neuron je představován vždy nějakou aktivační funkcí, na jejímž vstupu stojí vektor vstupů  $x$ , jehož jednotlivé prvky jsou násobené příslušnou vahou  $w$  (jež jsou právě námi hledanými parametry  $\theta$  funkce  $f(x)$ ), a speciálním vstupem, prahem  $\theta^1$ . Na výstupu této funkce je jediná hodnota  $y$ . Matematicky je umělý neuron definován v rovnici 2.3 a schématicky pak na obrázku 2.2.1. [21]

$$y = f\left[\sum_{i=1}^N w_i x_i - \theta\right] \quad (2.3)$$

Aktivační funkce neuronu  $f_{(a)}$  může být různá dle typu použité architektury a požadovaného výstupu. Důležité pro výpočet gradientu a následnou úpravu vah, je to, aby byla aktivační funkce derivovatelná.

---

<sup>1</sup>Nezaměňovat práh  $\theta$  s parametry  $\theta$  funkce  $f(x)$ .



Obr. 2.3: Schéma umělého neuronu

### 2.2.2 Aktivační funkce

Všeobecně platí, že v dnešní době jsou více využívány nelineární aktivační funkce než lineární. Dříve byly hojně využívány funkce sigmoidní či hyperbolického tangentu. Dnes se od využití těchto funkcí ustupuje a preferují se spíše funkce jako jsou *softmax* a ReLU. [21]

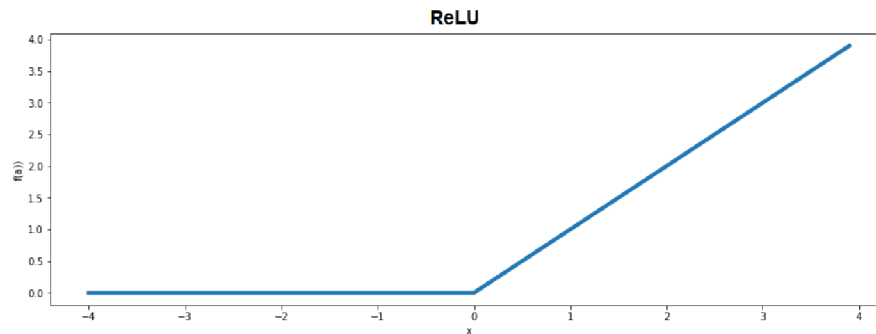
Aktivační funkce *softmax* se využívá jako výstupní vrstva pro klasifikační problémy. Jakékoli vstupy do této funkce převede na pravděpodobnost, která udává, že daným výstupem je právě daná třída.

$$f(a) = \frac{e^{a_i}}{\sum_{j=1} e^{a_j}} \quad (2.4)$$

**ReLU** je nelineární, po částech lineární aktivační funkce s předpisem: [21]

$$f_a = \max(0, a) \quad (2.5)$$

$$f(a) = \begin{cases} 0, & a < 0 \\ a, & a > 0 \end{cases} \quad (2.6)$$



Obr. 2.4: ReLU

### 2.2.3 Učení sítě

Jak již bylo řečeno výše, učení neuronové sítě spočívá v iterativní úpravě vah jednotlivých hodnot vstupních vektorů  $x$  na vstupech neuronů. K tomu, abychom zjistili, jakou měrou přispívá která váha k celkové chybě, je třeba postupně zderivovat chybovou funkci na výstupu daného neuronu dle každé jednotlivé váhy. Za využití řetězcího pravidla (*chain rule*) můžeme tuto složitou derivaci rozložit na dílčí derivace, jejichž součin se následně bude rovnat výstupu původní nerozložené derivace. Velikost výsledné derivace nám posléze říká, jak moc ovlivnila daná váha chybu na výstupu neuronu. Tento postup lze analogicky použít i na úpravu vah celé neuronové sítě. [21] [22] [23]

Celkové schéma učení obecné neuronové sítě by tedy vypadalo následovně. Na začátku sítě mám vstupy a první vrstvu neuronů dané sítě. Můžeme tedy vypočítat aktivace a následně výstupy všech neuronů první vrstvy sítě. Tyto výstupy nám poslouží jako vstupy do další vrstvy sítě, a tímto způsobem se signál propaguje neuronovou sítí až k výstupu celé sítě. Této části učení se říká **dopředná propagace** (*forward propagation*). Následně si ze získaných konečných výstupů určíme chybu za pomoci kritériální funkce. Následuje část učení nazývaná jako **zpětná propagace gradientu** (*gradient backpropagation*). Zderivováním kritériální funkce a za pomoci řetězcího pravidla propagujeme zpětně vypočítanou chybu modelu jednotlivými vrstvami sítě a zjišťujeme, jak která váha přispěla k celkové chybě. V posledním kroku **upravíme váhy** a celý postup opakujeme. [21] [22] [23]

Existuje celá řada algoritmů, podle kterých lze v jednotlivých iteracích učení sítě upravovat váhy. Jednou skupinou těchto učících algoritmů jsou algoritmy využívající pouze neupravený („*vanilla*“) gradientní sestup. Jedná se o první algoritmy využívané k optimalizaci neuronových sítí. Patří sem **základní metoda gradientního sestupu**, kdy dochází k úpravě vah až po celé epoše. Tento přístup má řadu nevýhod jako je časová náročnost. Dále do této skupiny spadá například

metoda **stochastického gradientního sestupu**, kdy dochází k úpravám vah každou iteraci, nebo metoda **malých dávek gradientního sestupu** (*mini-batch gradient descent*), kdy dochází k úpravám vah každých  $n$ -iterací. Díky tomu je možné paralelizovat výpočet, což je v dnešní době výhodné především při využívání paměťových karet k učení modelů, protože tyto grafické karty umožňují velkou míru paralelizace. [21]

Problémem těchto základních algoritmů je nastavení správné velikosti učebního kroku. Velikost učebního kroku je mimoto pro všechny váhy stejná, s čímž je spojena i větší časová a výpočetní náročnost těchto algoritmů. Dalším problémem těchto metod může být i sedlo chybové funkce, neboť v této oblasti je nulový gradient, případně lokální minimum chybové funkce, do kterého bude algoritmus konvergovat místo globálního minima. [21]

Modifikovanou metodou gradientního sestupu, která, aspoň částečně, řeší nedostatečnosti základních metod, je metoda **stochastického gradientního sestupu s momentem**, kde se váhy neupravují pouze na základě jednoho předchozího kroku, ale zohledňují se i kroky předešlé, nebo metoda **Nestrovova zrychleného gradientu**, který také zohledňuje gradienty z více předešlých iterací než pouze z jedné poslední. [21]

Přesto, že si tyto algoritmy dokážou poradit s problémem uváznutí v lokálním minimu i sedlem funkce, učební krok je zde stále stejný. Nejnovější skupina učebních algoritmů jsou tedy právě algoritmy gradientního sestupu modifikující učební krok. Těchto algoritmů je celá řada, např. **Adagrad**, kde má každá váha svůj učební krok, který se během učení modelu mění, nebo **Adadelta/RMSprop**, který odstraňuje některé neduhy metody Adagradu a optimalizuje rychlost změny učebního kroku. [21]

Dnes patrně nejpoužívanější metodou učení je metoda **ADAM** (*Adaptive Moment Estimation*), která v sobě kombinuje výhody předešlých metod. V závislosti na vývoji gradientu se v ní mění učební krok jednotlivých vah (předchozí gradienty jsou zde exponenciálně zapomínány) a zároveň je zde využíváno předešlých gradientů i k tomu, aby funkce nekonvergovala do lokálních minim a nezůstávala v sedlech kritériální funkce. [21]

## 2.2.4 Kritériální funkce

Při volbě vhodné kritériální funkce je nejprve nutné vzít v potaz, pro řešení jaké úlohy je daná síť koncipovaná. V případě, že se jedná o řešení regresního problému, využívají se nejčastěji funkce pro výpočet střední absolutní chyby (L1 norma rozdílu) nebo funkce pro výpočet střední kvadratické chyby (L2 norma rozdílu). [21]

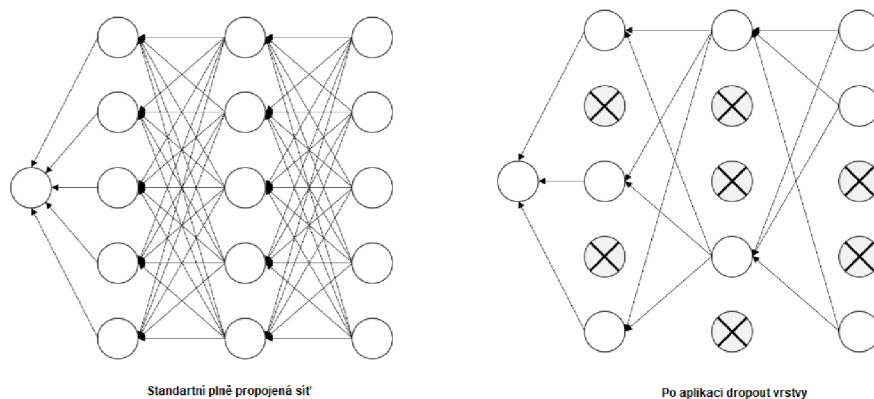
Pro klasifikační problémy jsou dnes používány především různé modifikace

vzájemné entropie. Při využívání vzájemné entropie je nutné mít výstup kódován *one-hot*, což znamená, že každý jeden výstup funkce je ve skutečnosti vektorem o tolika prvcích, kolik je tříd, do kterých klasifikujeme. Tento vektor obsahuje binární údaje prvku, a pouze ten prvek z vektoru, který reprezentuje třídu, do které byl při výstupu zařazen, nabývá hodnoty 1. Ostatní prvky nabývají hodnoty 0. Vzhledem k této skutečnosti se tato kritériální funkce běžně využívá v kombinaci s aktivační funkcí *softmax*. Lze ji úspěšně využít i při segmentačních problémech. [21]

## 2.2.5 Regularizace

Regularizace se u neuronových sítí využívá především jako prevence proti přeučení sítě. Způsobů, jak můžeme zakomponovat regularizaci do neuronové sítě, je několik. [21]

Často se jako způsob regularizace využívá zařazení **dropout vrstvy**. Princip *dropout* vrstvy je takový, že během učení sítě náhodně vypínáme některé neurony sítě. Pro každý neuron je definován parametr  $p$ , který nám určuje pravděpodobnost, se kterou bude daný neuron zachován nebo vypnut. Tím jsme schopni zabránit tomu, aby se neuronová síť učila pouze na základě několika málo neuronů. *Dropout* vrstva je výpočetně nenáročná a lehce implementovatelná a dá se kombinovat s jinými regularizačními metodami.



Obr. 2.5: Grafické znázornění *dropout* regularizace

**Batch normalizaci** můžeme k regularizaci využít pouze v případě, že je k učení sítě použit některý z algoritmů využívajících *mini-batch* normalizaci. Tato vrstva normalizuje průměry a rozptyly vstupů do další vrstvy (tedy vrstvy sítě, před kterou je zařazena). Zajistíme tím tak ideální rozložení vstupních parametrů, což

je žádoucí především v rámci jednoho *mini-batch*. Vrstva zajišťuje jednoduchou lineární transformaci v predikční části, její aplikace tedy nijak znatelně nezvýší výpočetní náročnost modelu. Redukuje závislost na inicializačních parametrech modelu a umožňuje nastavit větší učební krok, čímž urychluje učení modelu. Pro zajištění ideálního fungování vrstvy je však třeba dbát na vhodné nastavení velikosti *mini-batch*. [21]

Mezi regularizační metody lze řadit i limitaci počtu učících epoch a ověřování modelu pomocí validační množiny. Další možností regularizace je limitace velikosti samotného modelu. [21]

## 2.2.6 Určení efektivity modelu

Po natrénování modelu na určitou úlohu je nutné určit jeho efektivitu při řešení daného problému a určit jeho generalizační schopnosti, tj. jak dobře si model poradí při řešení problému s daty, která nevyužíval ke svému trénování a u kterých nezná požadovaný výstup. Určovat efektivitu modelu není třeba pouze po natrénování modelu, ale svým způsobem i během jeho trénování. Určení efektivity dává modelu zpětnou vazbu, zda změny, které provádí, vedou k optimalizaci, či zda je třeba zvolit jiný postup. Určování efektivity má v těchto případech podobu maximalizace či naopak minimalizace určité funkce. V některých případech může být dosažení určitého stupně efektivity i parametrem pro ukončení procesu učení modelu. K mírám, které běžně používáme při hodnocení modelů, patří klasifikační přesnost, celková chyba, senzitivita, specificita, pozitivní a negativní prediktivní hodnota, F1 skóre a ROC křivka.

**Klasifikační přesnost** je procento správně klasifikovaných objektů. Naproti tomu **celková chyba** je procento špatně klasifikovaných objektů. Platí tedy, že:

$$ACC = 1 - ERR, \quad (2.7)$$

kde ACC je klasifikační přesnost a ERR je celková chyba.

Obě tyto hodnoty se, stejně jako senzitivita a specificita, dají určit z matice záměn. **Matice záměn** (*confusion matrix*) obsahuje ve sloupcích skutečnou hodnotu předpovídaného znaku a v řádcích hodnotu kterou předpověděl posuzovaný model. Jednotlivé pozice v matici pak obsahují četnosti toho, kolikrát došlo k dané kombinaci skutečné a předpovězené hodnoty. [17]

Hodnoty parametrů jsou tedy za pomoci matice záměn definovány jako:

**TP** jako podíl počtu objektů detekovaných jako objekty s výskytem určitého znaku, u kterých se tento znak opravdu vyskytuje, ku celkovému počtu objektů v daném datovém setu, u kterých se daný znak skutečně vyskytuje.

**FP** jako podíl počtu objektů detekovaných jako objekty s výskytem určitého znaku,



		Odhad modelu		
		Pozitivní	Negativní	
Skutečnost	Pozitivní	Skutečně pozitivní (TP)	Falešně negativní (FN)	Senzitivita $\frac{TP}{TP+FN}$
	Negativní	Falešně pozitivní (FP)	Skutečně negativní (TN)	Specifická $\frac{TN}{TN+FP}$
		Pozitivní prediktivní hodnota $\frac{TP}{TP+FP}$	Negativní prediktivní hodnota $\frac{TN}{TN+FN}$	Přesnost $\frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP}$

Obr. 2.6: Matice záměn

u kterých se však tento znak opravdu nevyskytuje, ku celkovému počtu objektů v daném datovém setu, u kterých se daný znak skutečně vyskytuje.

**TN** jako podíl počtu objektů detekovaných jako objekty bez výskytu určitého znaku, u kterých se tento znak opravdu nevyskytuje, ku celkovému počtu objektů v daném datovém setu, u kterých se daný znak skutečně nevyskytuje.

**FN** jako podíl počtu objektů detekovaných jako objekty bez výskytu určitého znaku, u kterých se však tento znak ve skutečnosti vyskytuje, ku celkovému počtu objektů v daném datovém setu, u kterých se daný znak skutečně nevyskytuje.

[24]

Pokud si tedy tyto hodnoty za pomoci matice záměn určíme, můžeme vypočítat senzitivitu a specifitu modelu.

**Senzitivita** modelu je definována jako pravděpodobnost, že nastalý sledovaný jev model správně označí jako případ, kdy tento jev nastává. Je definována jako:

$$senzitivita = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (2.8)$$

**Specificita** modelu naopak udává pravděpodobnost, že pokud sledovaný jev nenastane, model tento případ správně označí jako případ, kdy tento jev nenastává. Je definována jako:

$$specificita = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (2.9)$$

Z matice záměn je možné kromě senzitivity a specificity určit i **pozitivní** a **negativní prediktivní hodnotu**. Pozitivní prediktivní hodnota udává pravděpodobnost, že v případě, kdy u daného objektu jev nastává, vyhodnotí test tento objekt jako objekt, u kterého tento jev opravdu nastává. Naopak negativní prediktivní hodnota udává pravděpodobnost, že v případě, kdy u daného objektu jev nenastává, vyhodnotí test tento objekt jako objekt, u kterého tento jev opravdu nenastává. Pozitivní (P+) a negativní (P-) prediktivní hodnotu můžeme vypočítat dle vztahu 2.10 a 2.11. [24]

$$P+ = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2.10)$$

$$P- = \frac{TN}{(TN + FN)} \quad (2.11)$$

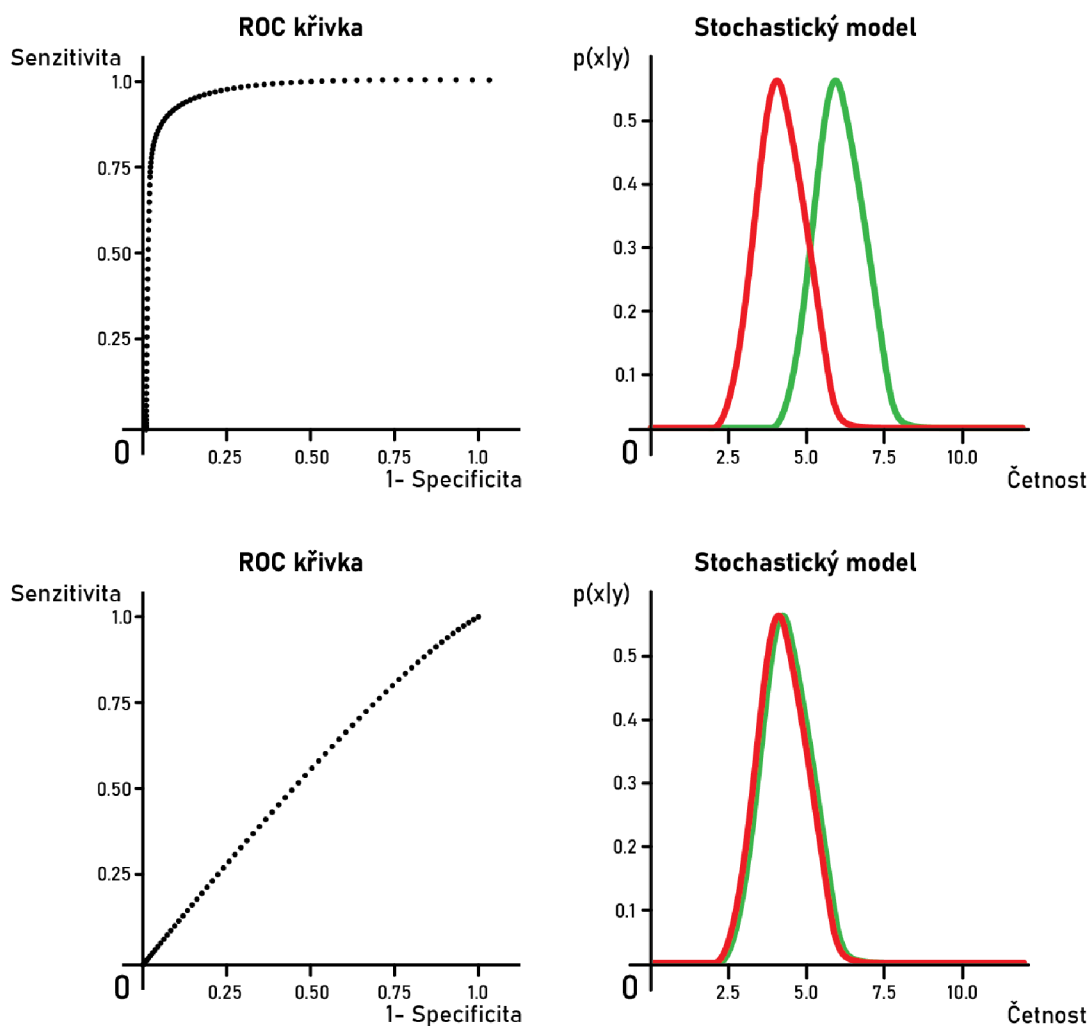
Z matice záměn je možné určit i již výše zmíněnou klasifikační přesnost a to dle vztahu:

$$ACC = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \cdot (100) \quad (2.12)$$

$F_1$  **skóre** je harmonický průměr pozitivní prediktivní hodnoty a senzitivity. Odráží úspěšnost modelu lépe než pouhý aritmetický průměr a jeho interpretace je jednodušší.  $F_1$  skóre můžeme vypočítat dle následujícího vztahu. [17]

$$F_1 = 2 \cdot \frac{P+ \cdot senzitivita}{P+ + senzitivita} \quad (2.13)$$

**ROC křivka** je graf, který lze použít k organizaci modelů a určení jejich efektivity. Jedná se o graf, kdy je na ose  $y$  vynesena senzitivita modelu a na ose  $x$  specificita modelu. ROC křivka je skvělým nástrojem při hledání kompromisu mezi nastavením senzitivity a specificity modelu. Zároveň nám ale dává informace o překryvu dvou tříd, a tím pádem i o efektivitě zkoumaného modelu. [25]



Obr. 2.7: ROC - křivka

## 2.3 Hluboké učení

Dříve platilo přesvědčení, že pro řešení jakéhokoliv problému stačí neuronová síť, která bude mít tři vrstvy s dostatečným počtem neuronů v každé z nich (tento typ neuronových sítí označujeme jako mělké neuronové sítě). [26]

V dnešní době se ukazuje, že architektury využívající v modelu většího počtu vrstev (tzv. hluboké sítě) dosahují ve všeobecné rovině lepších výsledků než sítě mělké. Je to dáno především tím, že modely hlubokých sítí slouží nejen jako klasifikátory či regresory, ale zároveň jako extraktor příznaků. Příznaky, které je schopná z dostupných dat vyextrahovat hluboká neuronová síť, jsou nezřídka vhodnější než příznaky extrahované lidským expertem a přinášejí značné zlepšení modelu. [26]

Během standardního učení hluboké neuronové sítě se po dostatečném počtu

epoch první vrstvy sítě začínají adaptovat a přetvářet na jakési filtry, které jsou schopny extrahovat příznaky, které postupují do koncových vrstev, které pak nadále fungují jako samotné klasifikátory či regresory. V prvních vrstvách se extrahují jednodušší příznaky, kterým se říká příznaky nízké úrovně. Ty se dále kombinují do čím dál složitějších příznaků, kdy v posledních extrakčních vrstvách jsou již velmi komplikované. Jsou to takzvané příznaky vysoké úrovně a přinášejí vysokou úroveň abstrakce. [26]

Oproti mělkým sítím dochází při hlubokém učení k velkému nárůstu parametrů, které je nutné inicializovat a upravovat. Je třeba mít velkou učební databázi a výpočetní výkon, který bude schopný model řádně naučit. Se zvyšující se složitostí modelu také vzrůstá riziko přeučení a toho, že bude docházet k problému mizejícího gradientu *vanishing gradient*. Jedná se o problém, kdy dopředné propagace budou vstupní hodnoty postupně zmenšovat, až se může stát, že nebude docházet k aktivaci. Obdobný problém může nastat při zpětné propagaci chyby. Tento problém lze do jisté míry řešit správnou inicializací vah, využitím *batch normalizace* či použitím ReLU aktivační funkce. [26]

V následujících podkapitolách jsou popsány některé z vybraných typů neuronových sítí, které se využívají k segmentaci a klasifikaci signálu, a jsou relevantní pro tuto práci. [26]

### 2.3.1 Konvoluční neuronové sítě

Konvoluční neuronová síť (CNN) se liší oproti klasické, plně propojené síti tím, že každý neuron v CNN je propojený pouze s určitým lokálním vstupem, nikoliv se všemi neurony předchozí vrstvy, případně vstupy. Dalším rozdílem je to, že váhy jsou navzájem sdílené. Díky těmto skutečnostem dochází oproti plně propojeným sítím ke značnému snížení parametrů, a tím pádem i snížení výpočetní náročnosti. [26]

Základním stavebním blokem neuronové sítě je **konvoluční vrstva**. Je tvořena vstupními daty a filtrem  $w$ , příslušícím vždy k danému neuronu. Při výpočtu aktivace jednotlivých neuronů je brán vždy příslušný lokální vstup. Standardně použijeme rovnici pro výpočet výstupu lineární kombinace daného vstupu násobeného danou vahou, v tomto případě bereme všechny vstupní hodnoty z lokálního vstupu a násobíme je filtrem. Lokální vstup se postupně posouvá po setu vstupních dat s určitým krokem (*stride*) a v každém místě je vypočítána nová aktivace. Váhy jsou stejné (sdílené) a pouze se nám mění vstup. Ve chvíli, kdy jsou prošly všechny vstupy, je získána aktivační mapa. V každé vrstvě můžeme mít více neuronů s unikátními vahami, a z každého jednoho takového je získána jedna aktivační mapa. Tímto způsobem je získána vícerozměrná aktivační mapa. [26]

Za konvoluční vrstvou je zařazena **aktivační vrstva**. Jde o vrstvu reprezentovanou aktivační funkcí. Obvykle se využívá aktivační funkce ReLU či *softmax*. Jedná se o bodovou transformaci. [26]

Další běžně využívanou vrstvou je **vrstva podvzorkování** *pooling layer*, kde dochází k redukci rozměrů vstupních dat. Tato vrstva přenáší na výstup pouze nejsilnější příznaky a snižuje počet parametrů, čímž i výpočetní náročnost. Každá aktivační mapa je podvzorkovaná zvlášť. Vrstva nemá žádné parametry a během učení se v ní nic neupravuje [26]

Poslední vrstvou bývá tzv. **plně propojená vrstva** (*fully connected layer*) nebo též denzní vrstva. Jedná se o standardní vrstvu, kde je každý vstup sítě přiveden na každý neuron a jejím výstupem je vektor či skalární hodnota. [26]

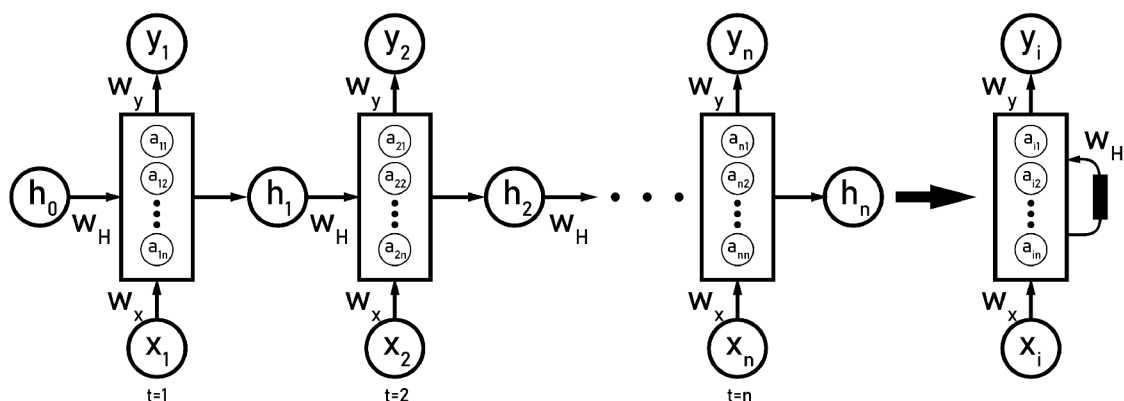
### 2.3.2 Rekurentní neuronové sítě

Rekurentní sítě (RNN) jsou schopny analyzovat sekvence s ohledem na předešlé vzorky vstupní sekvence. To z nich činí skvělý nástroj pro práci s biologickými signály jako je právě EKG signál. Dále se úspěšně využívají v modelech určených k analýze řeči či klasifikaci textů. [27]

V rekurentních sítích se využívá plovoucích oken, která nám definují počet předešlých vzorků signálu, které jsou pro analyzovaný bod ještě relevantní. Při nastavování RNN bývá často problémem nastavení velikosti takového okna. Velké plovoucí okno bere v potaz hodně předchozích vzorků, na druhou stranu se ale se zvyšující délkou okna zvyšuje i výpočetní náročnost a snižuje časové rozlišení, což nám brání v zaznamenávání rychlých změn. S malým oknem je sice výpočetní náročnost nižší, ale u modelu klesá úspěšnost správného řešení, a celý model se blíží k pouhému bodovému odhadu. [27]

Architektura základní RNN by vypadala jako série plně propojených vrstev o stejném počtu, kolik bylo vzorků vstupního signálu. Každá z těchto vrstev má vlastní vstup  $x_n$  i váhy  $w_x$  a z každé vystupuje predikované hodnota  $y$ . Mezi vrstvami se předává pouze paměťový vektor  $h$ . Architekturu takovéto sítě můžeme vidět na obrázku 2.3.2. V případě dlouhého signálu realizujeme tento problém rekurencí. Systém má pouze jednu plně propojenou skrytou vrstvu a váhy se sdílí. Navíc je ovšem přidána zpětnovazebná smyčka, ve které je předáván paměťový vektor. [27]

Hlavní výhodou RNN je, že analyzujeme dané sekvence s přihlédnutím k historii, a zároveň máme efektivní systém, který nám selektuje relevantní informace. Nevýhodou této sítě je iterativní postup učení, kdy nejdříve síť musí projít celý signál a až poté můžeme přistoupit ke zpětné propagaci chyby, což znemožňuje paralelizaci a využití grafických karet k výpočtu. Dalším problémem,



Obr. 2.8: Příklad RNN

který se u tohoto typu sítě často vyskytuje, je problém mizejícího gradientu. To je zapříčiněno velkým počtem vrstev sítě. [27]

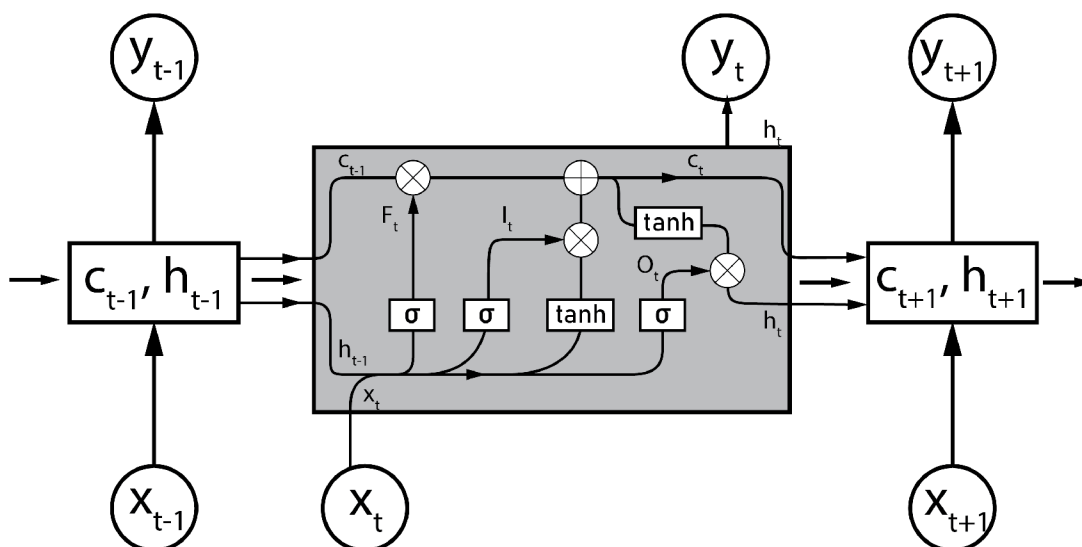
Jedna z modifikací RNN, která dokáže částečně odstranit problém mizejícího gradientu, je metoda **LSTM** (*Long Short-Term Memory*). Tato síť se skládá ze sériově řazených LSTM jednotek. Tyto si opět předávají určitou paměť a jsou realizované rekurzivně, takže nahrazují vrstvy v klasické RNN. [27]

Jednotlivé jednotky si také předávají vektor  $h_{t-1}$  a navíc i vektor  $c_{t-1}$ , který reprezentuje dlouhodobou paměť. Jednotka má několik větví, přičemž do první větve vstupuje aktuální vzorek v čase  $x_t$ . Dojde k zřetězení paměti a aktuálního vstupu, který je dále zpracován plně propojenou neuronovou vrstvou  $F$ , která je definovaná maticí vah  $w_f$ . Po projití aktivační vrstvou reprezentovanou aktivační funkcí sigmoidei, jsou vytvořeny nové hodnoty v rozmezí 0-1, kterými jsou váhovány prvky z dlouhodobé paměti  $c$ . Tato větev nám tedy slouží k váhování dlouhodobé paměti. [27]

V druhé větvi se obnoví dlouhodobá paměť. Opět vezmeme zřetězený vstup s krátkodobou pamětí, kterou přičteme k dlouhodobé. Poté si plně propojenou neuronovou vrstvou  $I$  vytvoříme váhy, kterými je zřetězený vstup s krátkodobou pamětí váhován. [27]

V poslední větvi opět využijeme zřetězený vstup a krátkodobou paměť, hodnoty zpracujeme plně propojenou neuronovou vrstvou  $O$  a tento výstup násobíme dlouhodobou pamětí. Získaný výstup se stává novou krátkodobou pamětí  $h_{t+1}$  a zároveň i výstupem  $y_t$ . [27]

Vedle LSTM existují i jiné modifikace RNN jako například GRU, kde je na úkor složitější architektury vynechána dlouhodobá paměť  $c$ . Ta ovšem nedokáže odstranit mizející gradient tak úspěšně jako LSTM. [27]



Obr. 2.9: LSTM jednotka

### 2.3.3 Pozornostní vrstvy

Pozornostní vrstvy se velmi často používají v kombinaci s RNN pro zjednodušení modelu. Za pomoci těchto vrstev je vybrána oblast zájmu, která má být analyzována, čímž dojde ke zjednodušení výpočtu RNN. Tyto vrstvy fungují většinou na principu enkodér/dekodér. Dekodér váhuje jednotlivé prvky paměťového vektoru, k čemuž dochází na základě příznaků extrahovaných pomocí enkodéru, díky kterým poté vytváří váhovací vektor. [27]





# 3 Metody automatického měření délky QRS komplexu využívající metody hlubokého učení

Tato kapitola je věnována různým metodám a přístupům využívajícím hluboké učení k detekci QRS komplexů v záznamu EKG.

Za účelem zmapování tématu bylo vybráno několik odborných článků, které se věnují této problematice, z nichž byly udělány krátké rešerše. Tyto rešerše jsou členěny dle jednotlivých studií v podkapitolách níže.

Při výběru studií byl dán důraz především na úspěšnost detekce začátků a konců QRS komplexů v porovnání s anotací určenou expertem, a typ architektury použité neuronové sítě.

## 3.1 Využití *U-Net* architektury pro detekci QRS komplexů

Guillermo Jimenez-Perez, Alejandro Alcaine a Oscar Camara z univerzity Pompeu Fabra v Barceloně ve svém článku *U-Net Architecture for the Automatic Detection and Delineation of the Electrocardiogram* nastiňují možnosti detekce QRS komplexů a dalších vln EKG křivky pomocí metody hlubokého učení založené na *U-Net* architektuře. Tento přístup podle autorů překonává stávající přístupy hlubokého učení. [28]

Jako vstupní data využívají autoři komplexní databázi signálů QTDB, kterou na svých stránkách poskytla databanka Physionet. Databáze obsahuje 105 záznamů dvousvodového EKG (dohromady 210 svodů) o délce 15 minut. Fyziologické signály jsou zaznamenány se vzorkovací frekvencí 250 Hz. Signály byly snímány ambulantně a na takových subjektech, aby zahrnovaly širokou škálu morfologií QRS a ST-T. Pro každý interval je přidána příslušná anotace. [28]

Databáze byla rozdělena do tří skupin, na trénovací, testovací a validační sadu. Jak je to při analýze EKG záznamů obvyklé, bylo potřeba rozdělit signály do menších bloků (oken). Aby se sady nepřekrývaly, muselo rozdělení databáze proběhnout před rozdělením samotných signálů z jednotlivých svodů. Tím se zabránilo tomu, aby se záznam jednoho pacienta, byť z různých svodů, ocitl ve dvou různých sadách. Jednotlivá okna záznamů byla dlouhá  $2^{11}$  vzorků (tj. 8,2 s) a byla vytvářena s krokem  $2^{10}$  vzorků. Díky tomu docházelo k překrytí po sobě jdoucích oken, čímž se do jisté míry potlačily nevýhody vzniklé rozdělením záznamu do oken. [28]

Architektura *U-Net* sítě byla původně zkonstruovaná pro analýzu obrazů. Skládá se z kodéru, dekodéru a zkratek mezi nimi. Kodér je sestaven z několika konvolučních vrstev, které extrahují stále abstraktnější příznaky vstupních dat, a bloků, kde dochází k převzorkování, které snižuje složitost modelu a výpočetní náročnost. Dekodér se pak také skládá z několika vrstev konvolučních bloků, bloků převzorkování a zkratek mezi jednotlivými bloky. Struktura *U-Net* architektury je graficky znázorněna na obrázku 3.1. V architekturách *U-Net* se počet filtrů zdvojnásobuje na každém bloku, ve kterém dochází k podvzorkování, a naopak se snižuje na polovinu v každém bloku zvyšujícím vzorkovací frekvenci tak, aby se zachytilo co nejvíce informací v rámci dostupných zdrojů. V použité implementaci *U-Net* sítě nahrazuje na vstupu 2D matici obrazu 1D vektor signálu. [28]

Konvoluční vrstvy provádějící trénování jsou následovány nelineární aktivační funkcí:

$$y[i, k] = \sum_{j=-K_a/2}^{K_a/2} x[i + j, k]w[j], \quad (3.1)$$

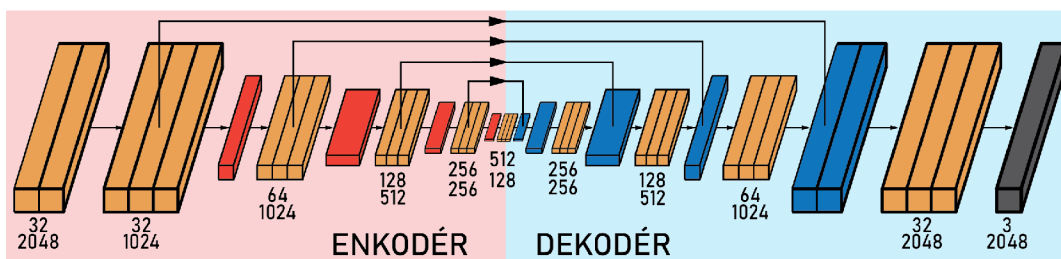
kde  $y$  je výstupem bloku konvoluce,  $x$  je výstup předchozí vrstvy,  $w$  je konvoluční filtr,  $k \in [0, K]$  je aktuální mapa prvků,  $i \in [0, N]$  je aktuální prvek  $x$  a  $K_a$  je velikost konvolučního jádra. [28]

Po provedení této operace v  $\forall i, k$  je na výstup konvoluce aplikována nelineární aktivační funkce  $H$ , což je aktivační funkce ReLU. [28]

$$H(y) = \begin{cases} y, & y \geq 0 \\ 0 & \text{jinak} \end{cases} \quad (3.2)$$

Cílem postupu je naučit sadu vah  $w$  pro každou konvoluční vrstvu tak, aby kombinací konvolučních operací bylo dosaženo co nejlepších výsledků. [28]

Sít *U-Net* byla instancována pro celkem 5 úrovní enkodérů a dekodérů, vždy se třemi konvolučními vrstvami na každé úrovni. Poslední konvoluční vrstva na dekodéru má tři výstupní kanály a sigmoidní aktivaci. Výstupní kanály kódují nezávislou detekci a vymezení P, QRS a T vlny. Pro regularizaci je využita v každém konvolučním bloku *batch* normalizace. Počáteční počet trénovacích filtrů byl nastaven na  $2^5$  a jejich počet se vždy zdvojnásobil po každém převzorkování. Jako učební algoritmus byla zvolena metoda ADAM. Pro ověření generalizačních schopností modelu byla provedena pětinasobná křížová validace. [28]



Obr. 3.1: Navrhovaná architektura *U-Net* sítě [28]

Na obrázku 3.1 je graficky znázorněna architektura zamýšlené *U-Net* sítě. Oranžové bloky označují skládané konvoluční operace s aktivacemi ReLU. Červené bloky označují vrstvy podvzorkování (*pooling*). Modré bloky označují operace převzorkování. Černý blok označuje sigmoidní aktivační funkci. Čísla pod bloky označují počet kanálů a rozměr vstupních dat. [28]

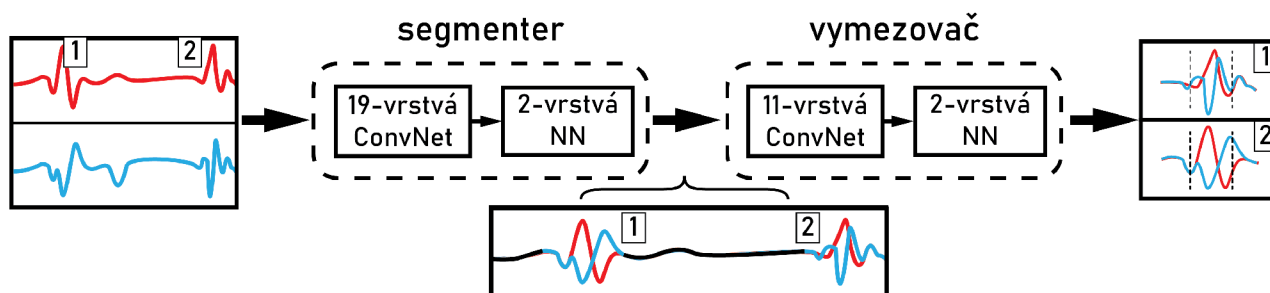
Přestože autoři článku poukazují na určité nedostatky své práce, především tedy na relativně vysokou chybovost při detekci začátku a konce vlny T, při detekci QRS komplexů dosahuje tato práce poměrně dobrých výsledků. Pozitivní prediktivita QRS komplexů je zde dosažena na 98,18 % a senzitivita dokonce na 99,47 %. Odchylka začátku QRS komplexu vůči referenci byla  $-3,2 \pm 22,4$  ms (průměr  $\pm$  SD) a konce QRS komplexu  $-7,9 \pm 21,9$  ms (průměr  $\pm$  SD) [28]

## 3.2 Dvoufázový přístup k vymezení QRS komplexů

Problematice stanovení délky QRS komplexů v EKG signálu se věnují ve svém článku *Deep Learning Based QRS Multilead Delineator in Electrocardiogram Signals* i Julià Camps, Blanca Rodrigue a Ana Mincholé z Univerzity v Oxfordu ve Velké Británii.

Zvolily přístup vícestupňového řešení problému, kdy nejdříve pomocí hlubokého učení extrahují z jednotlivých EKG záznamů QRS komplexy a v následném kroku je teprve vymezují a určují QRSd. Navržený systém je tedy tvořen dvěma na sebe navazujícími, ale nedependentními bloky. První blok tedy slouží čistě k segmentaci a druhý blok k vymezení QRS komplexů. Oba bloky jsou tvořeny nejdříve jednorozměrnou CNN a následně plně propojenou neurální sítí. Grafické znázornění systému je možné vidět na obrázku 3.2. [29]

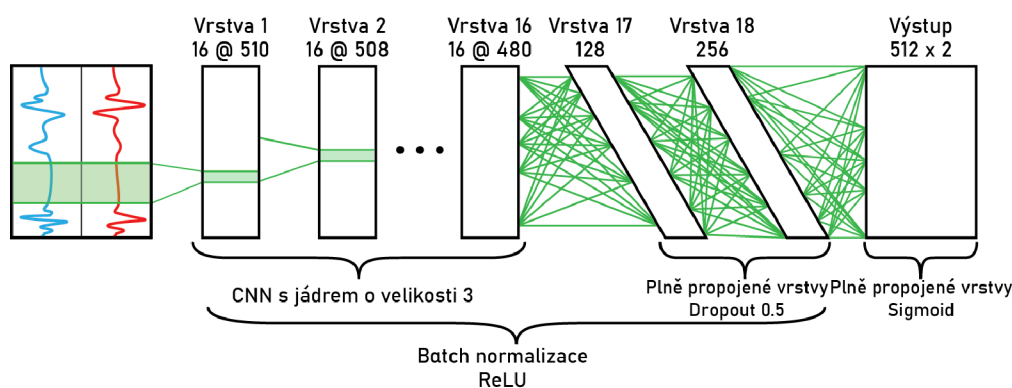
Jako vstupní data posloužily EKG záznamy z databáze QTDB, kterou použil i výzkumný tým při trénování modelu založeném na *U-Net* architektuře (viz. kapitola 3.1). Tato databáze obsahuje 105 ambulantních záznamů dvousvodového EKG se vzorkovací frekvencí 250 Hz. Tyto záznamy byly rozděleny do oken po 512 vzorcích (2,048 s) tak, aby každé z oken obsahovalo určitě aspoň jeden QRS



Obr. 3.2: Systém segmentace-vymezení

komplex. Následně proběhla normalizace pomocí odečtení průměru hodnot v signálu a podělení směrodatnou odchylkou. [29]

Architektura segmentačního bloku vypadá následovně. Jedná se o 19vrstvou, jednorozměrnou CNN složenou ze 16 konvolučních a 3 plně propojených vrstev. Každá konvoluční vrstva je tvořena 16 jádry o délce 3. K regularizaci je zde použita *batch* normalizace. Jako aktivační funkce je využita ReLU. Po těchto vrstvách následují dvě skryté vrstvy, první z nich obsahuje 128 a druhá 256 plně propojených neuronů. I tyto dvě vrstvy slouží k regularizaci a i u nich se používá aktivační funkce ReLU. Na konci je zařazena výstupní vrstva. Jedná se o poslední plně propojenou vrstvu v tomto bloku. Tato vrstva obsahuje sigmoidní jednotky, kterých je úměrně k velikosti vstupního okna. [29]



Obr. 3.3: Schéma konvoluční neurální síť segmentačního bloku [29]

Druhá část segmentačního bloku obsahuje dvouvrstevnou, plně propojenou síť. První vrstva obsahuje 512 neuronů, druhá, výstupní vrstva, pouze jeden. V první vrstvě probíhá opět regularizace a aktivační funkcí je ReLU. [29]

Analogicky k tomuto bloku je stavěn i blok pro nalezení začátku a konce QRS komplexu. CNN zde ovšem obsahuje pouze 8 vrstev, kde každá vrstva obsahuje 5 jader. Zbylé části jsou již totožné s předchozím blokem. [29]

Počet vrstev a velikostí jader byl vybrán tak, aby se modely mohly naučit vzory s délkou až 33 vzorků (tj. 132 ms), což odpovídá většině morfologií QRS komplexu. Jako učební algoritmus byl i zde volen ADAM. Jako kritériální funkce byla využita binární křížová entropie. [29]

Výsledky dosažené tímto postupem a na daném datasetu byly lepší, než v případě aplikování postupu založeném na hlubokém učení s využitím *U-Net* architektury v článku [28], který pracoval se stejným datasetem. Odchylna začátku QRS komplexu vůči referenci byla v tomto případě  $-2,6 \pm 7,7$  ms (průměr  $\pm$  SD) a konce QRS komplexu  $4,4 \pm 15,2$  ms (průměr  $\pm$  SD). [29]

### 3.3 Porovnání konvolučních sítí a plně propojených sítí

Hedayat Abrishami, Matthew Campbell, Chia Han, Richard Czosek a Xuefu Zhou uveřejnili v roce 2018 článek *P-QRS-T Localization in ECG Using Deep Learning*, ve kterém se zabývají možnostmi využití hlubokého učení na detekci QRS komplexu a vln T a P v EKG záznamu. Autoři ve svém článku popisují implementaci hned tří různých architektur hlubokého učení a jimi porovnávají dosažené výsledky.

Stejně jako v předchozích dvou kapitolách využívají autoři i zde komplexní databázi signálů QTDB, kterou na svých stránkách poskytla databanka Physionet. [30]

Před samotnou realizací neuronových sítí byla data ve třech krocích upravena a připravena na korektní využití při učení modelů. V první kroku jsou z každého svodu každého záznamu extrahovány komplexy dle své anotace. V druhém kroku jsou všechny záznamy zarovnány na stejnou délku (konkrétně na délku 300 prvků co při vzorkovací frekvenci 250 Hz odpovídá 1,2 s záznamu). Ve třetím kroku dochází k odstranění driftu izolínie. [30]

Jak již bylo řečeno výše, byly v článku nastíněny tři různé architektury hlubokých neuronových sítí. Ve dvou případech se jednalo o konvoluční sítě, ve třetím o dvouvrstevnou plně propojenou síť. [30]

Autoři článku se rozhodli, vedle konvolučních sítí, implementovat i plně propojenou síť z důvodu komparace, zda jsou extrakce hierarchických příznaků pro daný úkol skutečně prospěšné. Vstupem do této plně propojené sítě je 300 vzorků záznamu srdečního intervalu. Další vrstvou, teď již skrytou, je 150 plně propojených neuronů s aktivační funkcí ReLU. Poslední vrstvou je výstupní vrstva, která obsahuje

3 neurony. Vždy jeden pro vlnu P, T a QRS komplex. Jako kritériální funkce byla použita RMSE. Síť byla trénována pomocí modelu ADAM se třemi různými učitelnými kroky,  $1\epsilon^{-3}$ ,  $1\epsilon^{-4}$  a  $1\epsilon^{-5}$ , vždy s 900 učitelnými epochami. Architektura plně propojené sítě je uvedena v tabulce 3.1.

Tab. 3.1: Znázornění architektury plně propojené sítě [30]

vrstva	typ	velikost
0	vstup	300
1	plně propojená síť	150
2	výstup	3

Dalšími dvěma implementovanými sítěmi jsou neuronové sítě LeNet-stylu, kde se střídají konvoluční vrstvy a vrstvy maximálního sdružování (*max-pooling layers*), následované plně propojenými skrytými vrstvami. Jedna z těchto sítí má navíc zařazené *dropout* vrstvy. [30]

Konvoluční neuronová síť bez *dropout* vrstev je hluboká šest vrstev. Skládá se ze dvou vrstev konvolučních a dvou vrstev maximálního podvzorkování (*max-pool* vrstvy). Vstupem je 1D signál o 300 prvcích a na konci jsou zařazené dvě plně propojené vrstvy, totožné jako v architektuře předchozí, plně propojené sítě. Celá architektura sítě je znázorněna v tabulce 3.2

Tab. 3.2: Konvoluční neuronová síť bez vyřazovací vrstvy [30]

vrstva	typ	velikost
0	vstup	1x300x1
1	conv1	1x100x16
2	maxpool1	1x50x16
3	conv2	1x18x32
4	maxpool2	1x9x32
5	plně propojená síť	150
6	plně propojená síť	3

Druhá konvoluční neuronová síť, která již obsahuje *dropout* vrstvy, se skládá z devíti vrstev a její architektura je analogická k té předchozí, s tím rozdílem, že za každou vrstvou maximálního podvzorkování následuje vyřazovací vrstva. Navíc také obsahuje vrstvu, kde se pole mění opět na 1D signál. [30]

Je třeba, aby kritériální funkce, měřila vzdálenost mezi anotovaným místem a předpokládaným místem vlny, kam ho umístila neuronová síť. Z toho důvodu autoři použili jako ztrátovou funkci RMSE, jejíž vzorec je uveden v rovnici níže.

Tab. 3.3: Konvoluční neuronová síť se zařazenou vyřazovací vrstvou [30]

vrstva	typ	velikost
0	vstup	1x300x1
1	conv1	1x100x16
2	maxpool1	1x50x16
3	dropout1	1x50x16
4	conv2	1x18x32
5	maxpool2	1x9x32
6	dropout2	1x9x32
7	změna rozměru	288
8	plně propojená síť	150
9	plně propojená síť	3

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2} \quad (3.3)$$

Vzhledem k dimenzionalitě výstupu je  $n$  voleno jako  $n = 3$ ,  $y_i$  je predikovaný výstup a  $t_i$  je očekávaný výstup. Neuronová síť používá RMSE k trénování vah metodou zpětné propagace (*backpropagation*). [30]

V experimentu popsaném v článku [30] bylo extrahováno z databáze QTDB celkem 133 524 komplexů, které byly následně rozděleny do trénovací, testovací a validační sady. Tyto sady byly nezávislé na pacientovi. Trénovací sada obsahovala 60 % vzorků, testovací 30 % a validační 10 %. V tabulce 3.4 níže jsou vypsány nejlepší dosažené hodnoty RMSE pro jednotlivé sady a architektury. Z nich lze vyčíst, že nejnižšího RMSE, a tedy i nejlepších výsledků dosahuje konvoluční neuronová síť bez vyřazovací vrstvy. [30]

Tab. 3.4: Srovnání výsledků jednotlivých sítí v úspěšnosti přiřazení jednotlivých bodů EKG záznamu k příslušným vlnám [30]

Architektura	Trénovací sada RMSE [ms]	Validační sada RMSE [ms]	Testovací sada RMSE [ms]
Plně propojená síť	15,62	15,88	18,84
Konvoluční neuronová síť bez vyřazovací vrstvy	4,71	5,36	5,57
Konvoluční neuronová síť s vyřazovací vrstvou	14,46	14,30	14,44

Autoři článku následně přepočítávají hodnotu RMSE dle rovnice 3.4 na přesnost. Dále, vzhledem k malému časovému rozmezí jednoho bodu záznamu (při vzorkovací frekvenci 250 Hz postihuje jeden bod záznamu časový úsek 0,4 ms), zmírňují přesnost detekce a uvádějí, jaké přesnosti dosahuje jejich algoritmus v případě, kdy při detekci bodu bereme v úvahu i jeho okolí (5 či 10 sousedících bodů). Přesnost detekce jednotlivých vln dle tohoto algoritmu, včetně započítání jednotlivého okolí, je obsažena v tabulce 3.5.

$$ACC = \frac{150 - RMSE}{150} \quad (3.4)$$

Vzhledem k tomu, že délka použitého okna je 300 vzorků, pak pokud by bylo předpokládáno náhodné rozmístění vln, hodnota průměrné přesnosti by byla 150 datových bodů.

Tab. 3.5: Dosažená přesnost detekce příslušnosti bodu k dané vlně

Uvažované okolí (v bodech)	RMSE [ms]	Chyba	Přesnost
0	5,57	3,8 %	96,2%
5	2,33	1,6%	98,4%
10	1,61	1,1%	98,9%



### 3.4 Využití obousměrné LSTM sítě při klasifikaci vln v EKG signálu

Autoři Malalia A., Srinidhi H., Siddesh G.M.b, Srinivasa K.G.c, Sanjay N.T. uveřejnili v únoru roku 2020 článek s názvem *Supervised ECG wave segmentation using convolutional LSTM* ve kterém představují klasifikátor EKG signálu založený na metodě hlubokého učení s využitím ConvLSTM. [31]

Jako vstupní data pro trénování i validaci modelu posloužila autorům článku opět data z databáze QRS. V průběhu předzpracování dat byla vytvořena nová data ze surového signálu tak, že na ně bylo aplikované vyhlazení pomocí kubického *splineu* s parametrem  $\lambda = 5$ . Na ta samá surová data byla následně aplikovaná první derivace. Celý signál byl poté rozdělen pomocí plovoucího okna s délkou 700 vzorků a překryvem 50 vzorků. Vstupní data na začátku sítě tedy měla rozměr vždy 700x4. [31]

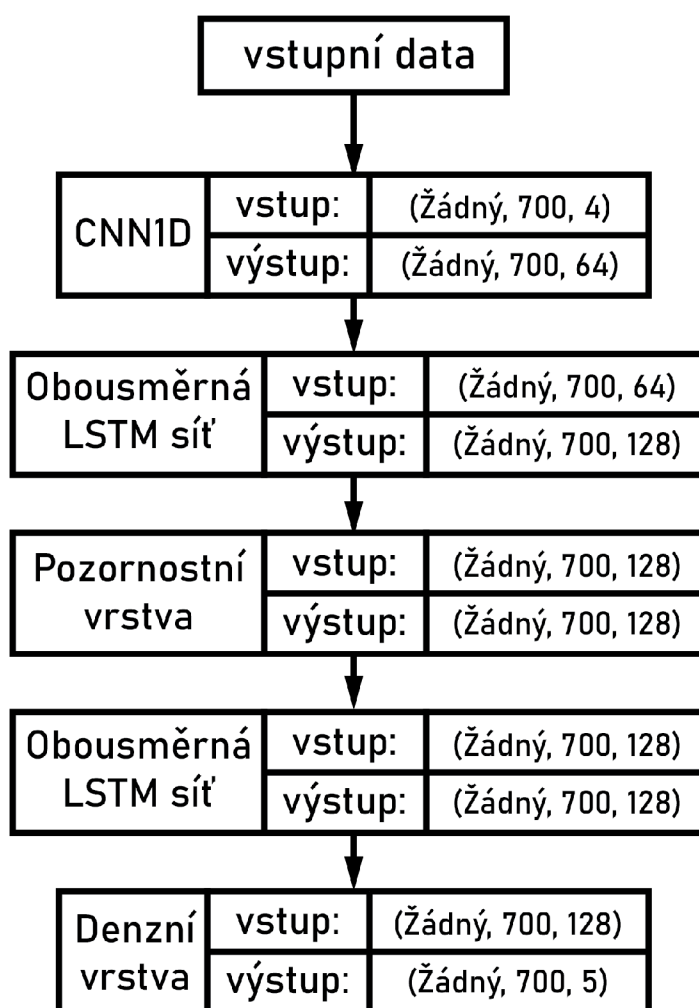
Architektura sítě je k vidění na obrázku 3.4. Autoři využívají modifikovanou síť ConvLSTM, kdy jako první blok řadí jednorozměrnou konvoluční síť, která zjednodušuje vstupní data, která by byla pro rekurentní síť příliš složitá. Za touto vrstvou je zařazen první blok obousměrné LSTM sítě, která má dvě rekurentní složky, kdy do jedné vstupují data v chronologickém pořadí a do druhé naopak v obráceném chronologickém pořadí. Dále je řazena pozornostní vrstva a po ní opět blok obousměrné LSTM sítě. Jako poslední blok je v síti zařazena denzní vrstva (plně propojená síť), která slouží jako klasifikátor. Autoři udávají, že vzhledem ke kombinaci konvoluční a rekurentní sítě dokáží k segmentaci EKG signálu využít jak prostorové, tak časové informace. [31]

Jako kritériální funkce byla použita kategoriální křížová entropie. K regularizaci byla využita *batch* normalizace. [31]

Výsledky dosažené pomocí tohoto algoritmu jsou popsány v tabulce 3.6.

Tab. 3.6: Výsledky dosažené pomocí sítě ConvLSTM

	Přesnost	F1 skóre	pozitivní Prediktivita	Specificita
<b>P - vlna</b>	94,87 %	94,24 %	95,20 %	93,30 %
<b>QRS - komplex</b>	96,66 %	96,70 %	95,83 %	95,57 %
<b>T - vlna</b>	92,73 %	93,04 %	91,56 %	94,56 %



Obr. 3.4: Architektura sítě s využitím convLSTM

## 4 Popis vlastního detekčního algoritmu

V této kapitole je popsán návrh detekčního algoritmu založeného na základě metod hlubokého učení určený k rozlišení QRS komplexu v EKG záznamu od ostatních vln a šumu, čehož by se následně dalo využít k detekci začátků a konců jednotlivých záznamů a stanovení hodnot QRSd.

Inspirace návrhu tohoto algoritmu byla čerpána především z článku *Supervised ECG wave segmentation using convolutional LSTM* řešeného v kapitole 3.4. Tento přístup kombinující konvoluční a rekurentní sítě skýtá možnost využít k segmentaci EKG jak prostorové, tak časové informace. Navíc autoři článku dosahovali při implementaci ConvLSTM architektury vysoké úspěšnosti právě při detekci QRS komplexů.

Počáteční úpravy datového setu, stejně jako samotné předzpracování dat, proběhlo ve programovacím prostředí MATLAB R2018b.

Samotný algoritmus byl realizován v programovacím jazyce Python za využití open-source modulu PyTorch, určeného k implementaci modelů strojového učení, a NumPy, která poskytuje infrastrukturu pro práci s vektory, maticemi a obecně vícerozměrnými poli. Dále byl požit modul matplotlib, určený k práci s grafy, a modul pandas, nástroj pro analýzu a manipulaci s daty.

### 4.1 Vstupní data a jejich popis

Pro trénování a testování primárního návrhu našeho detekčního algoritmu jsme využili data z databáze QT, Version 1.0.0, která je volně k dispozici na webovém portálu databanky fyziologických signálů PhysioNet. Tato konkrétní databáze byla sestavena 16. listopadu 1999 právě za účelem vývoje, testování a srovnávání účinnosti algoritmů určených k detekci vlny P, T a QRS komplexu v signálech EKG.

PhysioNet je databáze výzkumných zdrojů komplexních fyziologických signálů, která byla založena v roce 1999 pod záštitou National Institutes of Health (NIH). Hlavní posláním PhysioNet Resource je provádět a podporovat biomedicínské výzkumy a vzdělávání v této oblasti, a to především tím, že nabízí bezplatný přístup k velkému množství fyziologických a klinických dat a souvisejícím open-source softwarům. [32]

Samotná databáze QT, jak již bylo několikrát zmíněno v kapitole 3., se skládá z dat pořízených patnáctiminutovým snímáním srdeční aktivity 105 pacientů pomocí Holterova monitoru. Vzhledem k tomu, že snímání bylo prováděné pomocí dvousvodového EKG přístroje a probíhalo u 105 pacientů, obsahuje tato databáze celkem 210 patnáctiminutových záznamů EKG. Všechny záznamy byly pořízeny se vzorkovací frekvencí 250 Hz.

Záznamy EKG byly do databáze vybírány tak, aby zahrnovaly co nejrozmanitější škálu morfologií fyziologické srdeční aktivity. Křivky byly ručně anotovány experty. Třemi hlavními zdroji signálů v databázi, ze kterých pochází většina záznamů, jsou databáze arytmií MIT-BIH, databáze kardiologické společnosti ST-T a záznamy pořízené v Bostonském zdravotním středisku Beth Israel Deaconess. Tyto zdroje byly doplněny novými daty speciálně naměřenými pro tuto databázi. [33]

Nespornou výhodou této databáze je vedle toho, že v ní je reprezentovaná široká škála různých morfologií EKG signálů a toho, že byly tyto signály anotované expertem, i to, že je široce využívána při vytváření a testování algoritmů segmentujících EKG křivku. Díky tomu je do velké míry ulehčena komparace úspěšnosti jednotlivých algoritmů, protože nedochází ke zkreslení výsledků použitím různých testovacích dat.

## 4.2 Předzpracování dat

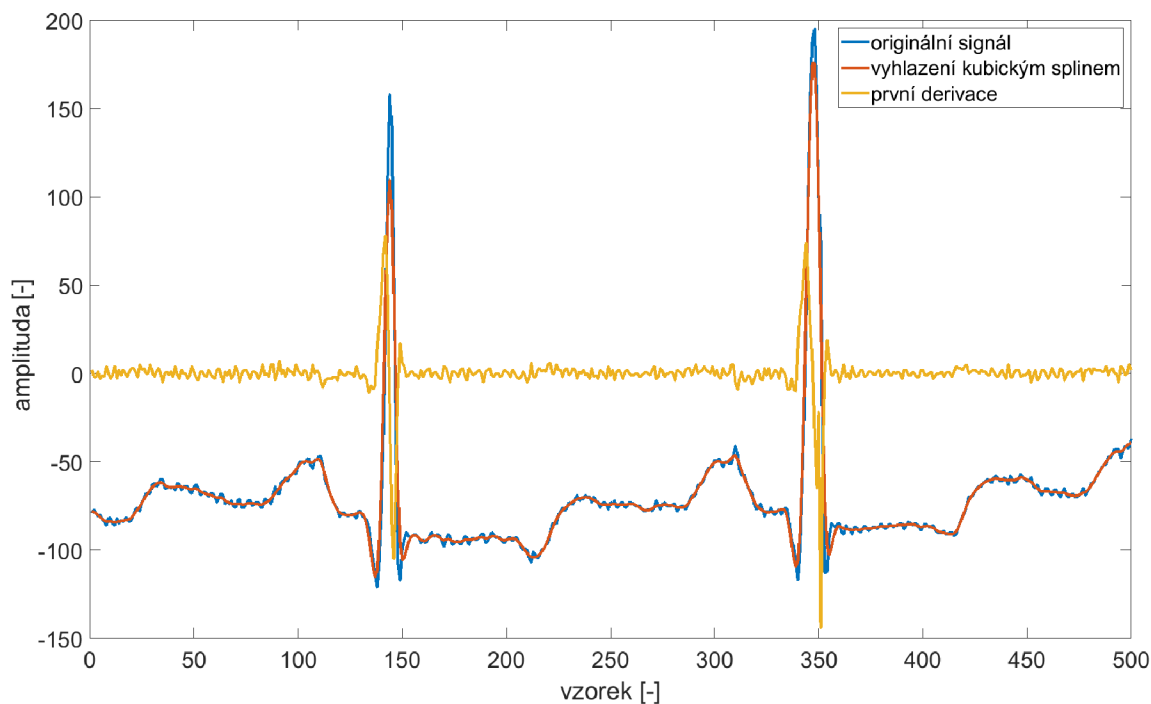
Před samotným trénováním modelu byla data získaná z QT databáze předzpracována a rozdělena do datových sad. K předzpracování bylo použito programové prostředí MATLAB R2018b vhodné pro práci se signály a velkými objemy dat.

Po nahrání dat do programovacího prostředí došlo nejprve k separaci signálů z jednotlivých svodů EKG záznamu. Na těchto surových signálech bylo následně provedeno vyhlazení pomocí kubického *splineu*. K tomuto účelu jsme využili vloženou funkci MATLABu *csaps*. V této funkci jsme nastavili vyhlazovací parametr  $p$  na hodnotu 0,25, která byla zvolena empiricky. Dále jsme, opět na surových datech, provedli první derivaci signálu. K tomuto účelu jsme opět použili vestavěnou funkci MATLABu, tentokrát se jednalo o funkci *diff*.

Následně byl z takto získaných signálů vytvořen jeden datový soubor, který obsahoval pět sloupcových vektorů. První vektor obsahoval pouze indexy vzorků v signálu, druhý obsahoval anotace příslušných vzorků. Třetí vektor obsahoval originální, neupravený signál tak, jak byl získán z QT databáze. Ve čtvrtém sloupci byl obsažen signál vyhlazený kubickým *splineem* a nakonec pátý vektor obsahoval první derivaci originálního signálu. Celý soubor byl exportován ve formátu CSV.

Tímto způsobem bylo z celé databáze získáno 210 CSV souborů, které byly následně nahrány do vývojového prostředí Spyder, a dále jsme s daty pracovali již pouze za využití programovacího jazyka Python za dodržení standardu PEP 8.

Získané CSV soubory byly rozděleny do tří sad, konkrétně do trénovací sady sloužící k natrénování neuronové sítě, validační sady, která zajišťovala to, aby se model nepřeučil, a testovací sady, určené k následnému ověření generalizačních



Obr. 4.1: Ukázka předzpracovaného signálu

schopností modelu a zjištění úspěšnosti jeho detekce. Data byla dělena v poměru 60 % trénovací sada, 20 % validační sada a 20 % testovací sada.

Před samotným vstupem dat do neuronové sítě byla tato data rozdělena do oken s délkou 700 vzorků a překrytím 50 vzorků dvou po sobě následujících oken. Volba délky okna i jejich překryvu vychází z úvahy nad tepovou frekvencí a fyziologickým trváním QRS komplexu. Zároveň by tato délka plovoucího okna měla být vhodným kompromisem mezi výpočetní náročností modelu a časovým rozlišením schopným zaznamenávat rychlé změny v signálu na jedné straně, zatímco na straně druhé bude model stále brát v potaz vývoj signálu v dostatečně dlouhém časovém období.

### 4.3 Návrh sítě

Jako základ detekčního algoritmu byla použita kombinace RNN a CNN. RNN jsou v dnešní době chápány jako jakýsi zlatý standard pro vytváření modelů segmentujících a klasifikujících signál, protože jsou schopny chápat časové závislosti, a tak jsou vhodné pro práci se signály proměnnými v čase. CNN lze na druhou stranu úspěšně implementovat jako extraktory a selektory příznaků, anebo je využít jako prostorové klasifikátory.

### 4.3.1 Architektury sítě

Pro vlastní model byl využit blok jednorozměrné konvoluční sítě a dále bloky obousměrné LSTM sítě. Záměrem bylo přidat navíc do modelu i pozornostní vrstvu (vrstva *self-attention*), která by měla dle literatury zlepšit celkový výkon takového modelu. Tato vrstva se bohužel nepovedla správně implementovat.

K regularizaci sítě byla použita *batch* normalizace. Jako učící algoritmus byla využita metoda ADAM. Jako aktivační funkce byly použity funkce ReLU a pro výstup z poslední vrstvy pak funkce *softmax*. Jako kritériální funkce byla využita funkce záporné logaritmické pravděpodobnosti (*negative log likelihood*), která je definovaná vzorcem:

$$L(y) = -\log(y) \quad (4.1)$$

V praxi je vázaná na využití aktivační funkce *softmax*.

Na obrázku 4.4 je navržená architektura sítě. Na jejím vstupu stojí data popsaná v kapitole 4.1. Jedná se tedy o úseky signálu v rozměru 700x3 (surový signál, vyhlazený signál, první derivace signálu).

Tato data nám vstupují do první vrstvy modelu, kterým je jednorozměrná konvoluční síť. Tato síť nám extrahuje primární příznaky a produkuje nám výstup o velikosti 700x64.

Na 1D konvoluční vrstvu nám navazuje vrstva provádějící *batch* normalizaci, přičemž zachovává rozměr dat. Na *batch* normalizaci nám dále navazuje blok obsahující ReLU aktivační funkci. Ta je vhodná při zobecňování modelu, na druhou stranu se může negativně projevit při problému mizejícího gradientu.

Výstup z tohoto bloku je předán do vrstvy, kde je implementovaná první ze dvou využitých obousměrných LSTM sítí obsahující 64 neuronů pro každý z obou směrů. Výstupní data tedy změní velikost a dále se předávají v rozměru 700x128.

LSTM síť dokáže všeobecně dobře zachytit dlouhodobé časové závislosti a také nejsou tak náchylné na mizející či explodující gradient jako klasické rekurentní sítě. V této modifikaci je tedy navíc využita obousměrná LSTM (*bidirectional LSTM*), která oproti klasické LSTM síti obsahuje dvě komponenty, dopřednou a zpětnou. Do dopředné části této sítě vstupují data klasicky v chronologickém pořadí a tato komponenta vlastně funguje jako klasická LSTM síť. Zpětná komponenta, která navazuje na tu dopřednou, funguje naprosto stejně s tím rozdílem, že vstupní vzorky do ní vstupují v chronologicky opačném pořadí než do dopředné komponenty.

Konvoluční síť umístěná před LSTM vrstvou zjednodušuje vkládání vícekanálových dat na vstup LSTM, která by jinak byla pro LSTM síť příliš složitá.

Výstup z této vrstvy je předán do druhého bloku obsahujícího oboustrannou LSTM síť, ve která opět prochází data nejprve chronologicky a posléze

antichronologicky. Počet skrytých vrstev je opět 64, a tak jsou rozměry výstupních dat zachovány v rozměru 700x128.

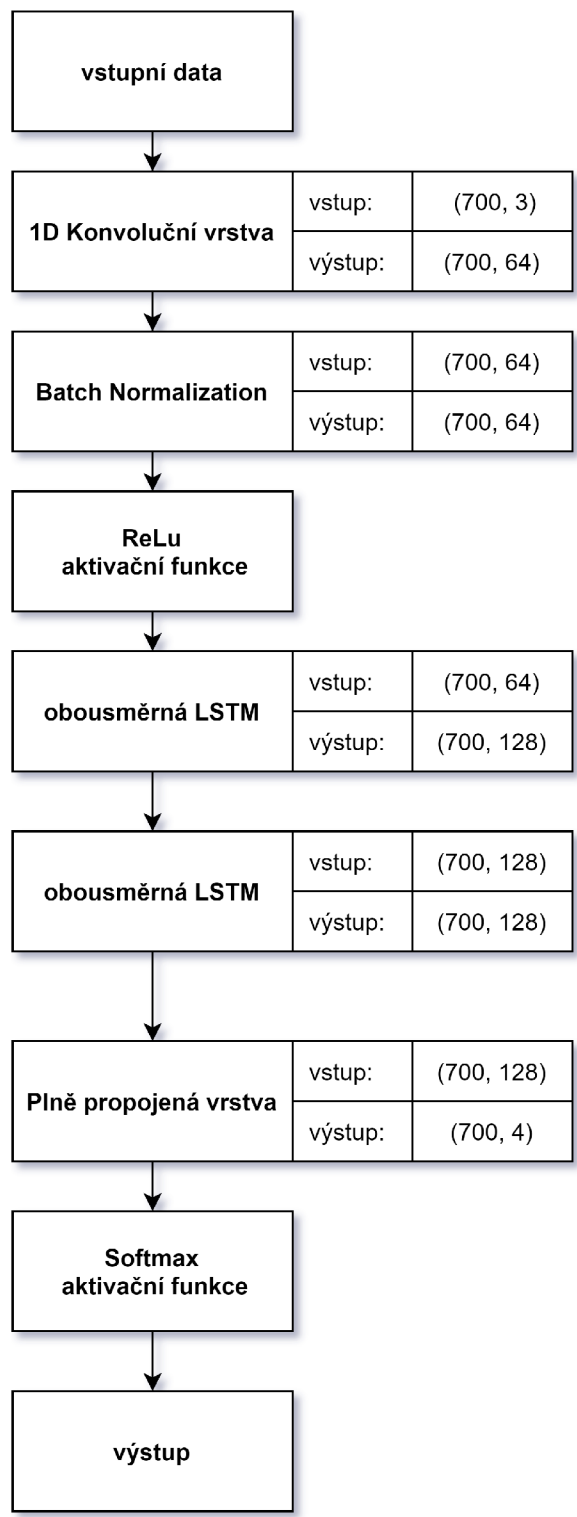
Následně tato data vstupují do plně propojené vrstvy, která je vrstvou výstupní. Zde dochází k redukci rozměrů dat na 700x4 (čtyři třídy pro vlnu P, vlnu T, QRS komplex a neutrální linii). Výstup je na závěr normalizovaný pomocí aktivační funkce *softmax*, která je standardně řazená na konec sítě v případech řešení klasifikačních problémů.

Navržený model detekuje kromě QRS komplexu i další anotovaná místa v signálu (tedy vlnu P a T). Přesto, že naší oblastí zájmu je pouze segmentace QRS komplexů a s ní spojená detekce hodnoty QRSd, věříme, že využitím celé anotace a naučením modelu ke klasifikaci i jiných vln v signálu, je možné dosáhnout lepší generalizační schopnosti a přesnosti detekce modelu.

### 4.3.2 Počáteční nastavení sítě

Model byl trénován na 80 epochách, kdy během celé doby učení byla periodicky zaznamenávána hodnota kriteriální funkce na validačním datasetu a progres modelu byl vždy ukládán. Přestože po 80 epochách vždy došlo k přeučení modelu, bylo možné použít model s nejnižší dosaženou kriteriální funkcí z celého průběhu učení.

Učební krok modelů byl inicializován na 0,005 a délka *batch* na 160. Počáteční váhy byly nastaveny empiricky v rozmezí hodnot mezi 1 a 0. Model byl natrénován s využitím grafické karty NVIDIA GeForce GTX 1060 6GB.



Obr. 4.2: Architektura navržené sítě



## 4.4 Dosažené výsledky

Dosažené výsledky jsou uvedené v tabulce 4.1. Síť nebyla dostatečně optimalizována. Hodně času, který byl vyhrazen k optimalizaci sítě, byl stráven pokusy o implementaci vrstvy pozornosti, která se nakonec implementovat nepodařila.

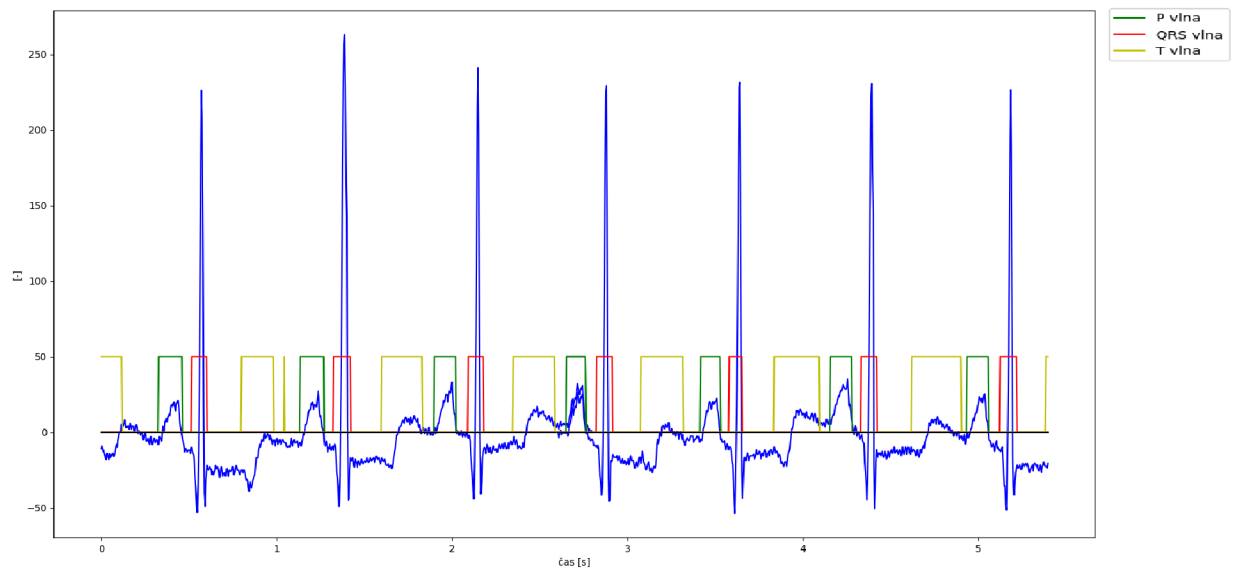
Tab. 4.1: Výsledky dosažené námi implementovanou sítí

	<b>Přesnost</b>	<b>F1 skóre</b>	<b>Pozitivní prediktivita</b>	<b>Senzitivita</b>
P vlna	88,73 %	69,73 %	65,14 %	74,99 %
QRS komplex	86,87 %	70,52 %	66,55 %	74,99 %
T vlna	75,30 %	64,43 %	56,47 %	75,01 %
<b>Celkové hodnocení</b>	86,07 %	73,70 %	74,91 %	74,50 %

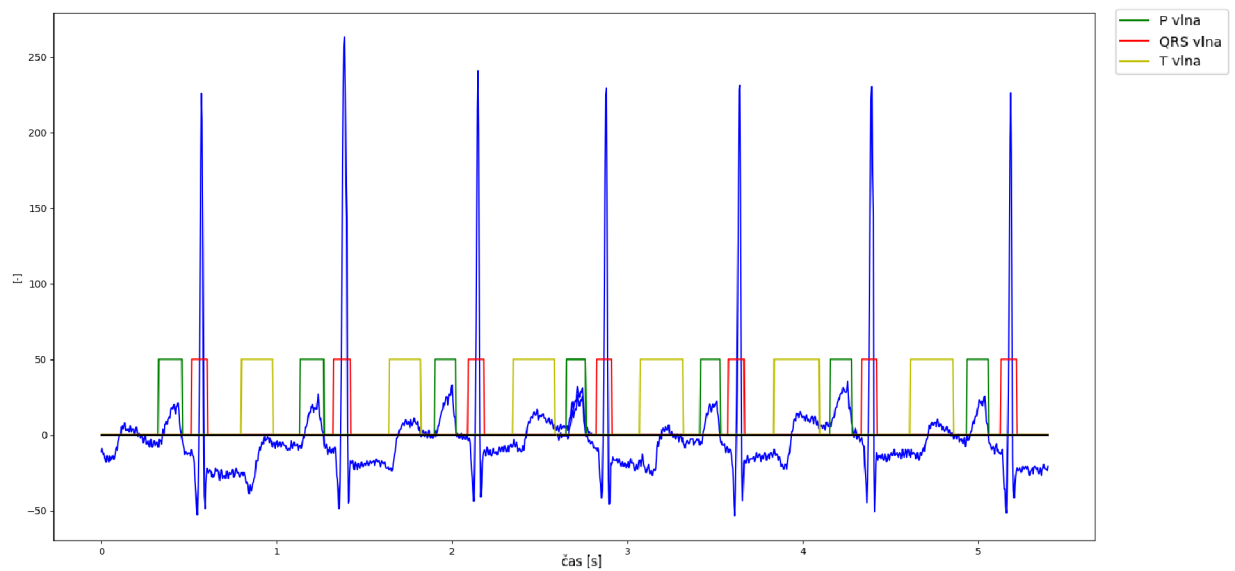
Naučené modely nedosahují tak dobrých výsledků jako síť reprezentované v článcích, jejichž řešerše je možné nalézt v kapitole 3. Je však možné se domnívat, že snížená segmentační schopnost modelu naučeného navrženou sítí je dána především tím, že se nepodařilo implementovat zamýšlenou pozornostní vrstvu. Porovnání dosažených výsledků s výsledky dosazenými jinými autory je možné nahlédnout v tabulce 4.2

Tab. 4.2: Srovnání dosažených výsledků

	<b>Přesnost</b>	<b>F1 skóre</b>	<b>Pozitivní prediktivita</b>	<b>Senzitivita</b>
<b>Vlastní model</b>	86,87 %	70,52 %	66,55 %	74,99 %
<i>U-Net</i>	-	-	98,18 %	99,47 %
<b>ConvLSTM</b>	96,66 %	96,70 %	95,83 %	95,57 %
<b>CNN</b>	96,20 %	-	-	-

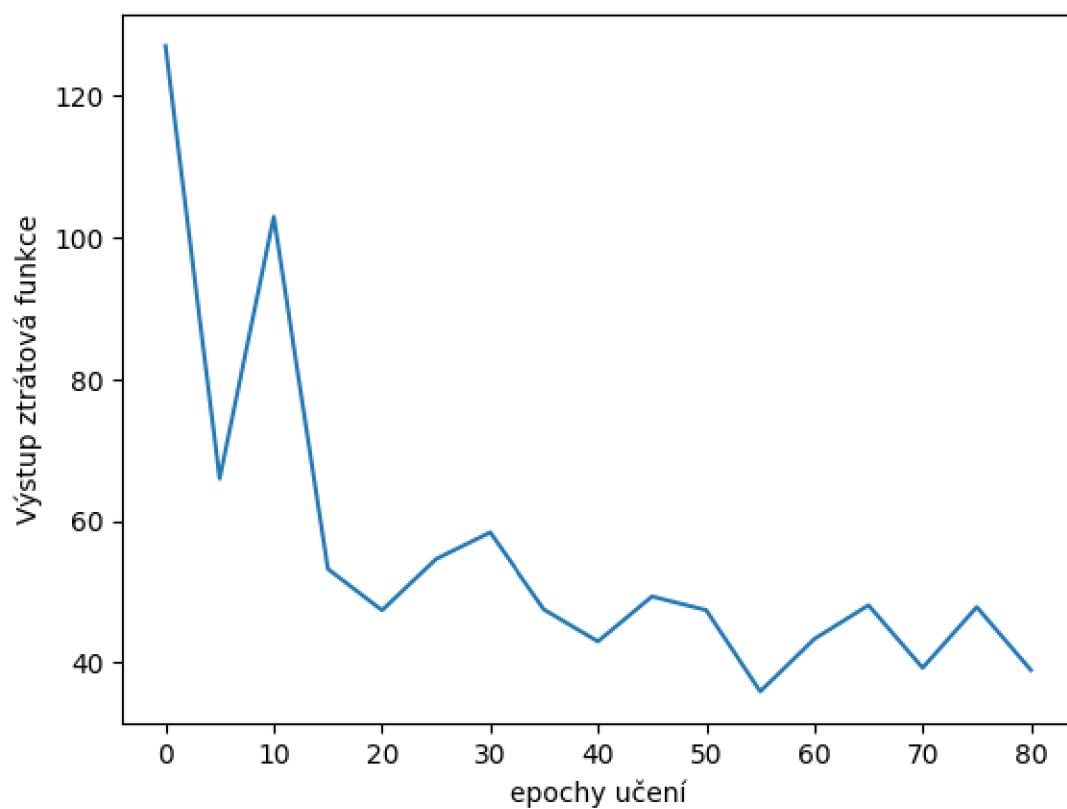


Obr. 4.3: Ukázka kousku signálu segmentovaného vytvořeným algoritmem



Obr. 4.4: Ukázka kousku signálu anotovaného expertem

### Vývoj ztrátové funkce



Obr. 4.5: Průběh kritériální funkce pro databázi QT



## Závěr

V rámci této diplomové práce byla nastudována a zpracována tematika týkající se srdečního svalu, jeho anatomie, topologie a fyziologie. V souvislosti se zaměřením této práce je zde věnován značný prostor popisu vzniku elektrického signálu v srdci a jeho šíření orgánem pomocí převodního systému srdečního. Ze stejného důvodu je dostatek místa vyhrazen pro popis EKG křivky a principu jejího snímání, stejně jako možným patologiím převodního systému srdečního projevujícím se v EKG záznamu změnami v oblasti QRS komplexu. V závěru této části práce je několik stránek věnováno tématu kardiostimulace, CRT léčbě a změnám v EKG signálu v případě, že je snímán při současné kardiostimulaci.

Dále je v teoretické části práce věnována kapitola strojovému a hlubokému učení. Jsou zde popsány různé přístupy strojového učení stejně jako jeho samotný proces. Je tu uvedena stavba umělé neuronové sítě a také její jednotlivé komponenty. Závěr této kapitoly je věnován hlubokému učení a popisu některých sítí relevantních pro tuto práci.

Závěrem teoretické práce je v rámci seznámení se s problematikou automatického měření QRS komplexů řešeno několik vědeckých článků zabývajících se aktuálními přístupy využívajícími metod hlubokého učení k řešení této problematiky.

Praktická část této práce je věnována návrhu sítě hlubokého učení schopné klasifikovat QRS komplex v EKG signálu a popisu implementace této sítě. Takováto neuronová síť byla opravdu navržena a je zde uvedený popis její architektury. Síť byla také implementována. Výsledky dosažené za pomoci této architektury jsou uvedeny v podkapitole výstup modelu.



## Literatura

- [1] ČIHÁK, Radomír. *Anatomie. Třetí, upravené a doplněné vydání*. Ilustroval Ivan HELEKAL, ilustroval Jan KACVINSKÝ, ilustroval Stanislav MACHÁČEK. Praha: Grada, 2016. ISBN 978-80-247-5636-3.
- [2] PÁČ, Libor. *Anatomie člověka II: splanchnologie, kardiiovaskulární systém, žlázy s vnitřní sekrecí*. Brno: Masarykova univerzita, 2007. ISBN 9788021042919.
- [3] GRIM, Miloš a Rastislav DRUGA. *Základy anatomie*. Praha: Univerzita Karlova v Praze, nakladatelství Karolinum, 2016. ISBN 978-80-7492-235-0.
- [4] TROJAN, Stanislav. *Lékařská fyziologie*. Vyd. 4., přepracované a doplněné. Praha: Grada, 2003. ISBN 80-247-0512-5.
- [5] KITTNAR, Otomar. *Lékařská fyziologie*. Praha: Grada, 2011. ISBN 978-80-247-3068-4.
- [6] HAMAN, Petr. *Výukový web EKG* [online] [cit. 21.12.2020] <<http://ekg.kvalitne.cz/system.htm>>
- [7] FONTANA, Josef a kol. *Funkce buněk a lidského těla* [online] [cit. 21.12.2020] <<http://fbt.cz/>>
- [8] MOUREK, Jindřich. *Fyziologie: učebnice pro studenty zdravotnických oborů*. Praha: Grada, 2005. ISBN 80-247-1190-7.
- [9] ROZMAN, Jiří. *Elektronické přístroje v lékařství*. Praha: Academia, 2006. Česká matice technická (Academia). ISBN 80-200-1308-3.
- [10] ŠTROS, Jan. *Kardioblog - Kardiologie srozumitelnou formou*. Kardioblog - Kardiologie srozumitelnou formou [online]. Copyright © Kardioblog.cz [cit. 04.01.2021]. Dostupné z: <https://kardioblog.cz/>
- [11] RIEDLBAUCHOVÁ, Lucie. *Mechanismus účinku biventrikulární kardiostimulace v porovnání se stimulací levé komory a bifokální stimulací pravé komory u nemocných s chronickým srdečním selháním*. Praha, 2007. AUTOREFERÁT DISERTAČNÍ PRÁCE. UNIVERZITA KARLOVA V PRAZE, 1. LÉKAŘSKÁ FAKULTA.
- [12] BERNSTEIN, Alan D., Jean-Claude DAUBERT, Ross D. FLETCHER, David L. HAYES, Bernt LUDERITZ, Dwight W. REYNOLDS, Mark H. SCHOENFELD a Richard SUTTON. *The Revised NASPE/BPEG Generic Code for Antibradycardia, Adaptive-Rate, and Multisite Pacing*. Pacing and

- Clinical Electrophysiology [online]. 2002, 25(2), 260-264 [cit. 2021-4-29]. ISSN 0147-8389. Dostupné z: doi:10.1046/j.1460-9592.2002.00260.x
- [13] SEPŠI, Milan, David POSPÍŠIL a Milan KOZÁK. *Elektrokardiogram a kardiostimulace*. In: Kardiologická revue - Interní medicína [online]. Praha: Ambit Media, 2017, s. 132-137 [cit. 2021-01-04]. ISSN 2336-288X.
- [14] LEFFLEROVÁ Kateřina, Josef KAUTZNER *Alternativní místo stimulace pravé komory srdeční* In: Intervenční a akutní kardiologie: Interventional cardiology and acute cardiac care. Olomouc: Solen, 2007, 135-138. ISSN 1213-807X. Dostupné také z: <https://www.solen.cz/pdfs/kar/2007/04/03.pdf>.
- [15] KAMENÍK, Martin, Pavel OSMANČÍK, Petr ŠTROS, Dalibor HEŘMAN, Jana VESELÁ, Radka PROCHÁZKOVÁ a Karol ČURILA. *Pacing-induced right ventricular cardiomyopathy resynchronized using His bundle pacing*. *Cor et Vasa* [online]. 2020, 62(1), 80-84 [cit. 2021-4-28]. ISSN 00108650. Dostupné z: doi:10.33678/cor.2019.01.
- [16] SHARMA, Parikshit S., Gopi DANDAMUDI, Bengt HERWEG, a kol. *Permanent His-bundle pacing as an alternative to biventricular pacing for cardiac resynchronization therapy: A multicenter experience*. *Heart Rhythm* [online]. 2018, 15(3), 413-420 [cit. 2021-4-28]. ISSN 15475271. Dostupné z: DOI:10.1016/j.hrthm.2017.10.014.
- [17] KOLÁŘ, Radim. *Machine learning - Introduction* [přednáška] *Strojové učení*, 2020
- [18] GARETTA, Raúl. *A Gentle Guide to Machine Learning* [online]. In: *MonkeyLearn: Blog* [online]. 2015 [cit. 2018-04-09]. Dostupné z: <https://monkeylearn.com/blog/gentle-guide-to-machine-learning>.
- [19] ZHU, Xiaojin. *Semi-Supervised Learning Literature Survey* [online]. 2007, 59 [cit. 2021-5-6]. Dostupné z: doi:10.1.1.99.9681.
- [20] *MathWorks Documentation*. [online] <http://www.mathworks.com/help/nnet/ug/improve-neural-network-generalization-and-avoid-overfitting.html>, [Cit.: 8.5.2020]
- [21] CHMELÍK, Jiří. *Machine learning - Artificial Neural Networks* [přednáška] *Strojové učení*, 2020
- [22] MERHOTA, K., MOHAN, C. K., RANKA, S. *Elements of Artificial Neural Networks* The MIT Press, 1997, ISBN 0262133288, 344 s.



- [23] MUNAKATA, T. *Fundamentals of the New Artificial Intelligence* Iclr, Springer-Verlag New York, Inc., druhé vydání, 2008, ISBN 978-1-84628-838-8, 255 s.
- [24] PAVLÍK, Tomáš. *Matematická biologie učebnice: Biostatistika pro matematickou biologii. Matematická biologie učebnice* [online]. Dostupné z: <https://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=aplikovana-analyza-klinicky-ch-a-biologicky-ch-dat-biostatistika-pro-matematickou-biologii>
- [25] FAWCETT, Tom. *An introduction to ROC analysis*. Pattern Recognition Letters [online]. 2006, s. 861-874 [cit. 2021-5-8]. ISBN 0167-8655. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>.
- [26] CHMELÍK, Jiří. *Machine learning - Deep Learning 1* [přednáška] Strojové učení, 2020
- [27] JAKUBÍČEK, Roman. *Machine learning - Deep Learning 3 - Recurrent networks* [přednáška] Strojové učení, 2020
- [28] JIMENEZ-PEREZ G., ALCÁINE A. a CAMARA O., *U-Net Architecture for the Automatic Detection and Delineation of the Electrocardiogram*. 2019 Computing in Cardiology (CinC), Singapore, pp. 1-4, 2019.
- [29] CAMPS, Julià, Blanca RODRIGUEZ a Ana MINCHOLE. *Deep Learning Based QRS Multilead Delineator in Electrocardiogram Signals* [online]. In: 2018-12-30, s. [cit. 2020-11-26]. Dostupné z: [doi:10.22489/CinC.2018.292](https://doi.org/10.22489/CinC.2018.292).
- [30] ABRISHAMI, Hedayat, Matthew CAMPBELL, Chia HAN, Richard CZOSEK a Xuefu ZHOU *P-QRS-T localization in ECG using deep learning*. In: 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics (BHI) [online]. IEEE, 2018, 2018, s. 210-213 [cit. 2020-11-26]. ISBN 978-1-5386-2405-0. Dostupné z: [doi:10.1109/BHI.2018.8333406](https://doi.org/10.1109/BHI.2018.8333406)
- [31] MALALI, Aman, Srinidhi HIRIYANNAIAH, C. SIDDESH, K.G. SRINIVASA a N.T. SANJAY *Supervised ECG wave segmentation using convolutional LSTM*. In: ICT Express: Volume 6, Issue 3 [online]. 2020 [cit. 2021-01-28]. ISSN 2405-9595. Dostupné z: <https://doi.org/10.1016/j.ict.2020.04.004>.
- [32] GOLDBERGER, Al, Amaral LAN, L.SKLO, JM. HAUSDORF, PCh. IVANOV, RG. MARK, JE. MIETUS, GB. MOODY, CK. PENG, HE. SATNLEY. *PhysioBank, Physio-Toolkit a PhysioNet: součásti nového výzkumného zdroje pro komplexní fyziologické*

*signály*. Cirkulace 101 (23): e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215> ]; 2000 (13. června).

- [33] LAGUNA, P., G. MARK, A. GOLDBERG, G. B. MOODY *A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG* Computers in Cardiology 1997, Lund, Sweden, 1997, pp. 673-676, doi: 10.1109/CIC.1997.648140.

## Seznam symbolů, veličin a zkratek

<b>EKG</b>	elektrokardiogram
<b>QRSd</b>	doba trvání komplexu QRS (angl. zkratka <i>QRS duration</i> )
<b>LBBB</b>	blok levého raménka Tawarova (angl. zkratka <i>Left Bundle Branch Block</i> )
<b>RBBB</b>	blok pravého raménka Tawarova (angl. zkratka <i>Right Bundle Branch Block</i> )
<b>LAH</b>	levý přední hemiblok (angl. zkratka <i>Left Anterior Hemiblock</i> )
<b>LPH</b>	levý zadní hemiblok (angl. zkratka <i>Left Posterior Hemiblock</i> )
<b>IVCD</b>	zpomalení převodu v komorách (angl. zkratka <i>Intraventricular Conduction Delay</i> )
<b>RVOT</b>	výtokový trakt pravé komory (angl. zkratka <i>Right Ventricular Outflow Tract</i> )
<b>CRT</b>	srdeční resynchronizační terapie (angl. zkratka <i>Cardiac Resynchronization Therapy</i> )
<b>AI</b>	umělá inteligence (angl. zkratka <i>Artificial Intelligence</i> )
<b>PCA</b>	analýza hlavních komponent (angl. zkratka <i>Principal Component Analysis</i> )
<b>LDA</b>	lineární diskriminační analýza (angl. zkratka <i>Linear Discriminant Analysis</i> )
<b>TP</b>	skutečně pozitivní (angl. zkratka <i>True Positive</i> )
<b>FP</b>	falešně pozitivní (angl. zkratka <i>False Negative</i> )
<b>TN</b>	skutečně negativní (angl. zkratka <i>True Negative</i> )
<b>FN</b>	falešně negativní (angl. zkratka <i>False Negative</i> )
<b>ROC</b>	charakteristika operačního přijímače (angl. zkratka <i>Receiver Operating Characteristic</i> )
<b>ReLU</b>	usměrněná lineární jednotka (angl. zkratka <i>Rectified Linear Unit</i> ), typ aktivační funkce

<b>CNN</b>	konvoluční neuronová síť (angl. zkratka <i>Convolutional Neural Network</i> )
<b>RNN</b>	rekurentní neuronová síť (angl. zkratka <i>Reccurent Neural Network</i> )
<b>LSTM</b>	<i>Long Short-Term Memory síť</i>
<b>GRU</b>	<i>Gated Recurrent Unit</i>
<b>RMSE</b>	střední kvadratická chyba (angl. zkratka <i>Root Mean Square Error</i> )
<b>SD</b>	směrodatná odchylka (angl. zkratka <i>Standard Deviation</i> )
<b>ConvLSTM</b>	<i>Convolutional Bidirectional Long Short-Term Memory síť</i>
<b>CSV</b>	jednoduchý souborový formát určený pro výměnu tabulkových dat (angl. zkratka <i>Comma-Separated Values</i> )