

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: 31.7.2021

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, 143 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 této 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, Mgr. Michaele Růžičkové za gramatickou korekturu práce, Ing. Zdeňku Indrovi a Bc. Stanislavu Šindlerovi za propůjčení výpočetní techniky vhodné k učení modelů hlubokého učení a Bc. Danielu Klíčovi za pomoc s grafickou úpravou obrazové přílohy práce. Závěrem bych rád poděkoval své rodině za podporu, kterou mi během celého mého vysokoškolského studia poskytla, a bez níž by tato práce nemohla vzniknout.

Obsah

Úvod	19
1 Srdce a jeho elektrická činnost	21
1.1 Srdce jako orgán	21
1.1.1 Srdeční revoluce	22
1.1.2 Převodní systém srdeční	24
1.1.3 Nervy srdce	26
1.2 Elektrická činnost srdce	27
1.2.1 Elektrokardiografie	28
1.2.2 Popis EKG křivky	30
1.2.3 Trvání QRS komplexu a s ním spojené patologie	33
1.3 Kardiostimulace a CRT	36
1.4 Měření EKG při současné kardiostimulaci	37
1.4.1 EKG obraz stimulace z pravé komory	38
1.4.2 EKG obraz stimulace z levé komory	39
1.4.3 EKG obraz biventrikulární stimulace	39
1.4.4 Stimulace v oblasti Hisova svazku	40
1.4.5 RVOT	41
1.4.6 Splynulý stah	41
2 Strojové učení a hluboké učení	43
2.1 Princip strojového učení	43
2.1.1 Přístupy strojového učení	43
2.1.2 Proces strojového učení	45
2.2 Umělé neuronové sítě	47
2.2.1 Umělý neuron	47
2.2.2 Aktivační funkce	48
2.2.3 Učení sítě	49
2.2.4 Kriteriaální funkce	50
2.2.5 Regularizace	51
2.2.6 Určení efektivity modelu	52
2.3 Hluboké učení	55
2.3.1 Konvoluční neuronové sítě	56
2.3.2 Rekurentní neuronové sítě	57
2.3.3 Pozornostní vrstvy	59

3	Metody automatického měření délky QRS komplexu využívající metody hlubokého učení	61
3.1	Využití <i>U-Net</i> architektury pro detekci QRS komplexů	61
3.2	Dvoufázový přístup k vymezení QRS komplexů	63
3.3	Porovnání konvolučních sítí a plně propojených sítí	65
3.4	Využití obousměrné LSTM sítě při klasifikaci vln v EKG signálu	69
4	Popis vlastního detekčního algoritmu	71
4.1	Využitá data	72
4.1.1	Databáze QT	72
4.1.2	Databáze THEW	73
4.1.3	Databáze FNKV	74
4.2	Předzpracování signálu	74
4.3	Vytváření modelů pomocí hlubokého učení	77
4.3.1	Primární návrh sítě	78
4.3.2	Hledání optimálních parametrů učení	80
4.3.3	Hledání optimálních parametrů architektury	82
4.4	Vymezovač QRS komplexu	84
5	Dosažené výsledky	87
5.1	Úspěšnost segmentace EKG signálu	87
5.2	Úspěšnost detekce QRS komplexu	90
5.2.1	Úspěšnost detekce QRS komplexu v QT databázi	90
5.2.2	Úspěšnost detekce QRS komplexu v THEW databázi	91
5.2.3	Úspěšnost detekce QRS komplexu ve FNKV databázi	92
5.3	Výsledky dosažené vymezovačem QRS komplexu	94
5.3.1	Úspěšnost vymezovače QRS komplexu v QT databázi	94
5.3.2	Úspěšnost vymezovače QRS komplexu v THEW databázi	99
5.3.3	Úspěšnost vymezovače QRS komplexu v FNKV databázi	101
6	Diskuze	109
	Závěr	111
	Literatura	113
	Seznam symbolů, veličin a zkratk	117
	Seznam příloh	119

Seznam obrázků

1.1	Uložení srdce [1]	22
1.2	Srdeční revoluce [7]	23
1.3	Schéma převodního systému srdečního (upraveno z [6])	25
1.4	Tawarova raménka-detail (upraveno z [6])	26
1.5	Průběh polarizačních změn (převzato z [8])	27
1.6	Změny elektrického potenciálu (upraveno z [8])	28
1.7	Einthovenův trojúhelník [7]	29
1.8	Typické parametry fyziologického signálu EKG (upraveno z [9])	32
1.9	Stimulované EKG	37
1.10	Unipolární EKG stimulace z hrotu pravé komory [13]	38
1.11	EKG stimulace levé komory [13]	39
1.12	EKG stimulace biventrikulární [13]	40
1.13	EKG stimulace v oblasti Hisova svazku [15]	40
1.14	EKG stimulace v oblasti výtokového traktu pravé komory [14]	42
1.15	Splynulý stah [13]	42
2.1	Přehled oblastí využití strojového učení (upraveno z [17])	44
2.2	Hughesův fenomén - prokletí dimenzionality (upraveno z [17])	46
2.3	Schéma umělého neuronu (upraveno z [22])	48
2.4	ReLU	49
2.5	Grafické znázornění <i>dropout</i> regularizace	51
2.6	Matice záměn	53
2.7	ROC - křivka (upraveno z [17])	55
2.8	Příklad RNN (upraveno z [28])	58
2.9	LSTM jednotka (upraveno z [28])	59
3.1	Navrhovaná architektura <i>U-Net</i> sítě (upraveno z [29])	63
3.2	Systém segmentace-vymezení (upraveno z [30])	64
3.3	Schéma konvoluční neurální sítě segmentačního bloku (upraveno z [30])	64
3.4	Architektura sítě s využitím convLSTM (upraveno z [32])	70
4.1	Ukázka předzpracovaného signálu	75
4.2	Vývojový diagram předzpracování signálu	76
4.3	Primární návrh architektury neuronové sítě	78
4.4	Průběh aktivační funkce ReLU a GELU	83
4.5	Blokové schéma návrhu algoritmu vymezovače	85
5.1	Boxplot rozdílu anotovaných a predikovaných absolutních hodnot QRSd (databáze QT - trénovací sada)	98
5.2	Boxplot rozdílu anotovaných a predikovaných absolutních hodnot QRSd (databáze QT - validační sada)	98

5.3	Boxplot rozdílu anotovaných a predikovaných absolutních hodnot QRSD (databáze QT - testovací sada)	99
-----	---	----

Seznam tabulek

3.1	Znázornění architektury plně propojené sítě [31]	66
3.2	Konvoluční neuronová síť bez vyřazovací vrstvy [31]	66
3.3	Konvoluční neuronová síť se zařazenou vyřazovací vrstvou [31]	67
3.4	Srovnání výsledků jednotlivých sítí v úspěšnosti přiřazení jednotlivých bodů EKG záznamu k příslušným vlnám [31]	67
3.5	Dosažená přesnost detekce příslušnosti bodu k dané vlně	68
3.6	Výsledky dosažené pomocí sítě ConvLSTM	69
5.1	Nastavení modelů dosahujících nejlepšího výkonu při segmentaci EKG - databáze QT	87
5.2	Výsledky modelů dosahujících nejlepšího výkonu při segmentaci EKG - databáze QT	88
5.3	Výsledky modelu #194 - databáze QT	88
5.4	Výsledky modelu #211 - databáze QT	89
5.5	Výsledky modelu #242 - databáze QT	89
5.6	Nastavení modelů dosahujících nejlepšího výkonu při detekci QRS v databázi QT	90
5.7	Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi QT	91
5.8	Nastavení modelu trénovaného navíc pro data z databází THEW a FNKV	92
5.9	Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi THEW	92
5.10	Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi FNKV - trénovací a validační sada	93
5.11	Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi FNKV - testovací sada bez stimulace a testovací sada se stimulací	93
5.12	Množství detekovaných QRSON při zvětšujícím se detekčním okně - databáze QT	95
5.13	Množství detekovaných QRSoFF při zvětšujícím se detekčním okně - databáze QT	96
5.14	Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotovaných hodnot QRSD - databáze QT	97
5.15	Množství detekovaných QRSON při zvětšujícím se detekčním okně - databáze THEW	100
5.16	Množství detekovaných QRSoFF při zvětšujícím se detekčním okně - databáze THEW	101

5.17	Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotovaných hodnot QRSd - databáze THEW (trénovací a validační sada)	102
5.18	Množství detekovaných QRSon při zvětšujícím se detekčním okně - databáze FNKV	104
5.19	Množství detekovaných QRSoff při zvětšujícím se detekčním okně - databáze FNKV	105
5.20	Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotované hodnoty QRSd - databáze FNKV (trénovací a validační sada)	106
5.21	Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotované hodnoty QRSd - databáze FNKV (testovací sady)	107
6.1	Srovnání úspěšnosti segmentace EKG signálu	109
A.1	Odzkoušené modely - délka okna a překryv	122
A.2	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - délka okna a překryv	123
A.3	Odzkoušené modely - krok učení a úprava učebního kroku	124
A.4	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - krok učení a úprava učebního kroku	125
A.5	Odzkoušené modely - inicializační váhy 1/2	126
A.6	Odzkoušené modely - inicializační váhy 2/2	127
A.7	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - inicializační váhy 1/2	128
A.8	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - inicializační váhy 2/2	129
A.9	Odzkoušené modely - metody učení 1/2	130
A.10	Odzkoušené modely - metody učení 2/2	131
A.11	Odzkoušené modely - metody učení, nenulový učební krok	132
A.12	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - metody učení 1/2	133
A.13	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - metody učení 2/2	134
A.14	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - metody učení, nenulový učební krok	135
A.15	Odzkoušené modely - aktivační funkce	136
A.16	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - aktivační funkce	137
A.17	Odzkoušené modely - počet LSTM a plně propojených vrstev 1/3	138
A.18	Odzkoušené modely - počet LSTM a plně propojených vrstev 2/3	139
A.19	Odzkoušené modely - počet LSTM a plně propojených vrstev 3/3	140
A.20	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - počet LSTM a plně propojených vrstev 1/3	141
A.21	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - počet LSTM a plně propojených vrstev 2/3	142
A.22	Výkon modelů při detekci QRS komplexů - počet LSTM a plně propojených vrstev 3/3	143

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 návrh a realizaci vlastního detekčního algoritmu začátků a konců QRS komplexů v EKG záznamu. Je zde popsáno předzpracování dat, které je uskutečněno v programovacím jazyce MATLAB, dále implementace architektury neuronové sítě využívající metod hlubokého učení, a algoritmus vymezovače určený k detekci hodnot QR_{son}, QR_{soff} a QR_{sd}. Architektura neuronové sítě je koncipována na základě rekurentní neuronové sítě ConvLSTM a využívá obousměrné LSTM vrstvy. Celý model strojového učení byl implementován v programovacím jazyce Python v programovacím prostředí Spyder za využití modulů PyTorch a NumPy. Algoritmus vymezovače byl implementován opět v programovacím prostředí MATLAB.

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]

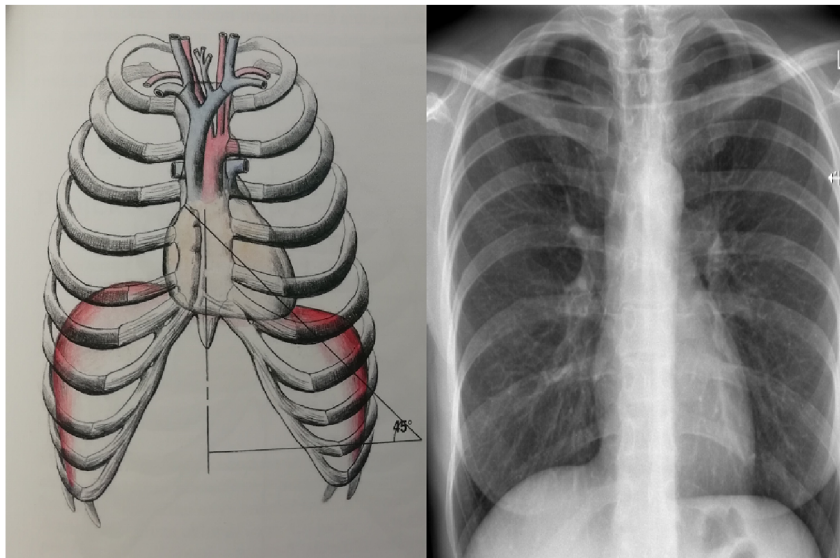
Tvar tohoto orgánu můžeme aproximovat ke kuželu, jehož základnu by tvořila srdeční báze, tzv. *basis cordis*, a vrchol kužele by následně tvořil hrot srdce, tzv. *apex cordis*. Při normálním uložení směřuje báze srdce doprava, nahoru a dozadu, hrot srdeční pak dopředu, doleva a dolů. Z báze vystupují 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]



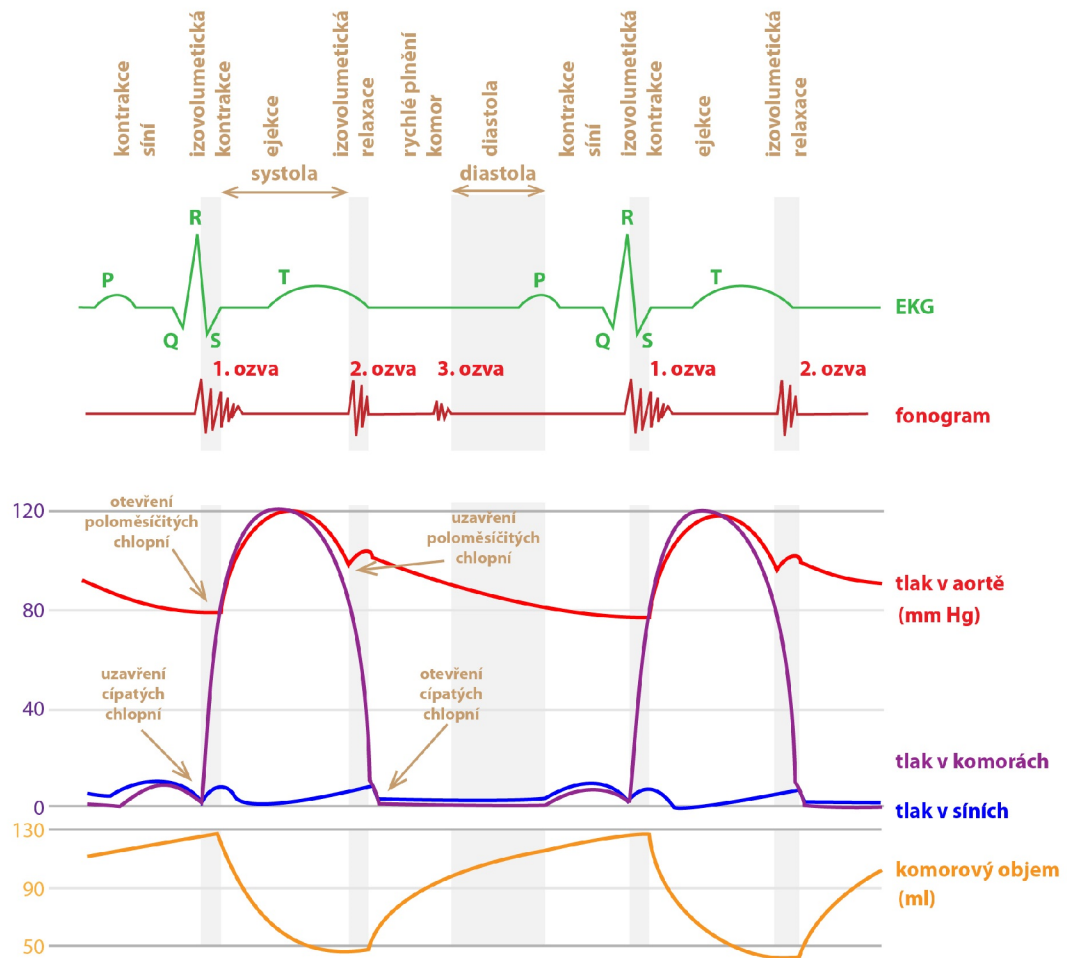
Obr. 1.1: Uložení srdce-vlevo náčrt, vpravo RTG snímek, části převzaty z [1]

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.¹ [5]

¹Doba 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.

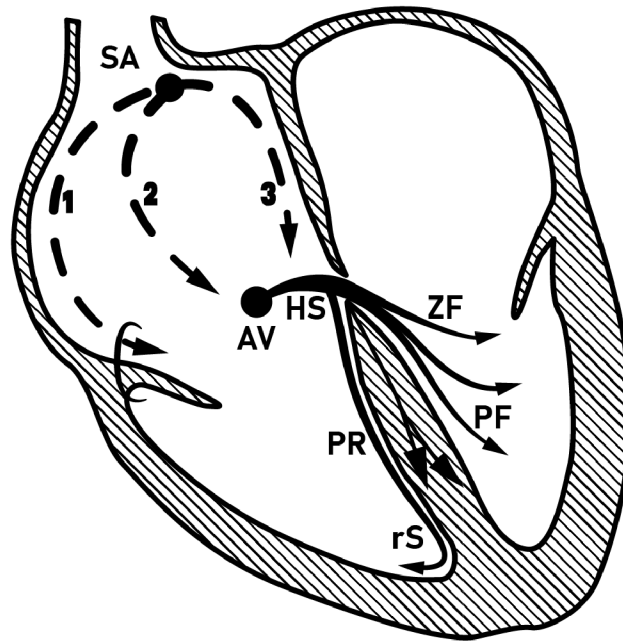
1.1.2 Převodní systém srdeční

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]

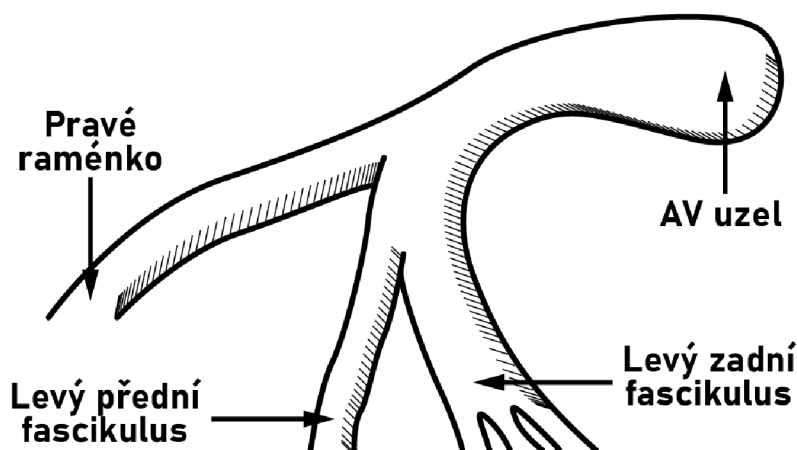
Pomocí internodálních síňových spojů se vzruch ze sinoatriálního uzlu šíří do atrioventrikulárního uzlu. Tyto tzv. preferenční dráhy vedou vzruch rychleji než klasický pracovní myokard. [6]

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

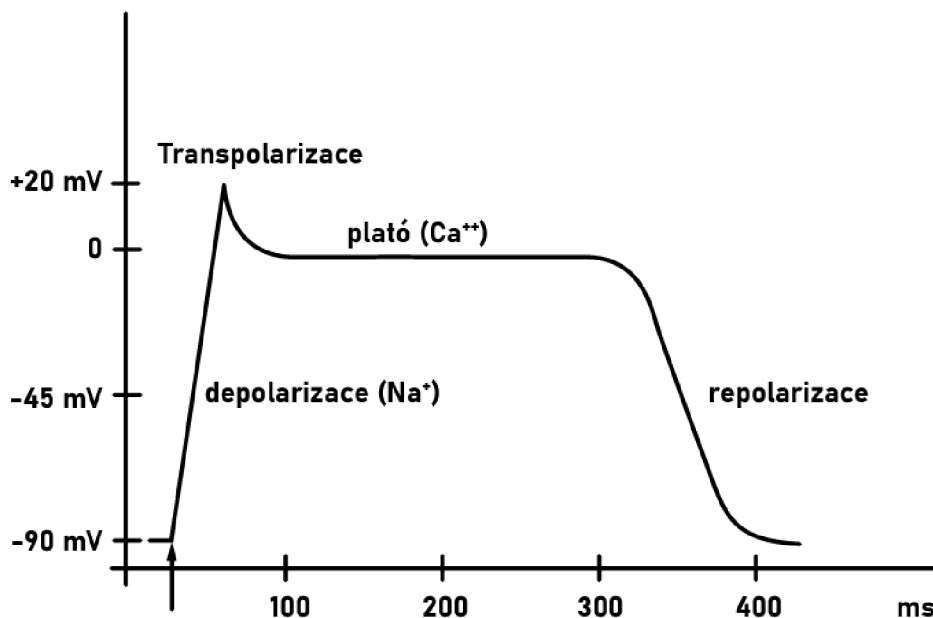
1.1.3 Nervy srdce

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

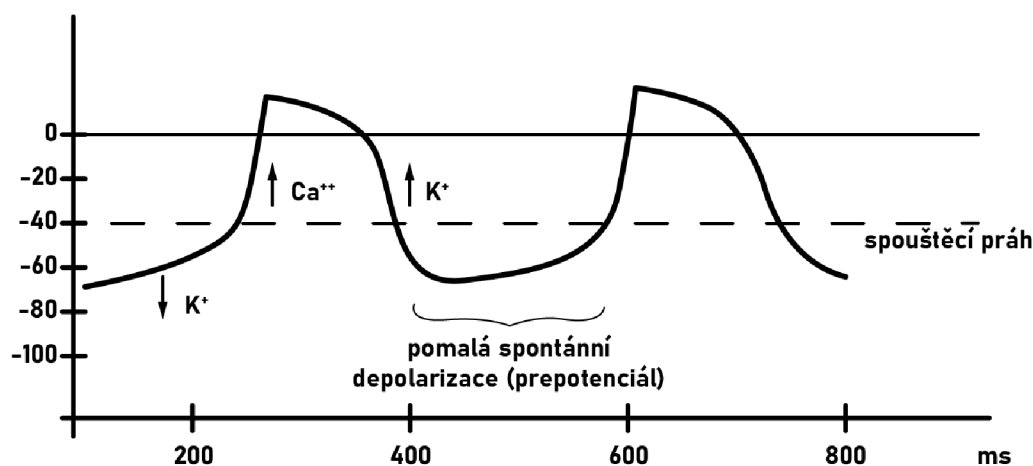
Nezbytným předpokladem srdeční aktivity je elektrický fenomén, tzv. klidový membránový potenciál. Ten nabývá hodnot mezi -70 až -90 mV, což je dáno především nerovnoměrným rozložením iontů uvnitř a vně buněk myokardu. Vnitřek buněk vykazuje vůči jejich povrchu elektronegativitu. Hlavním intracelulárním 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]



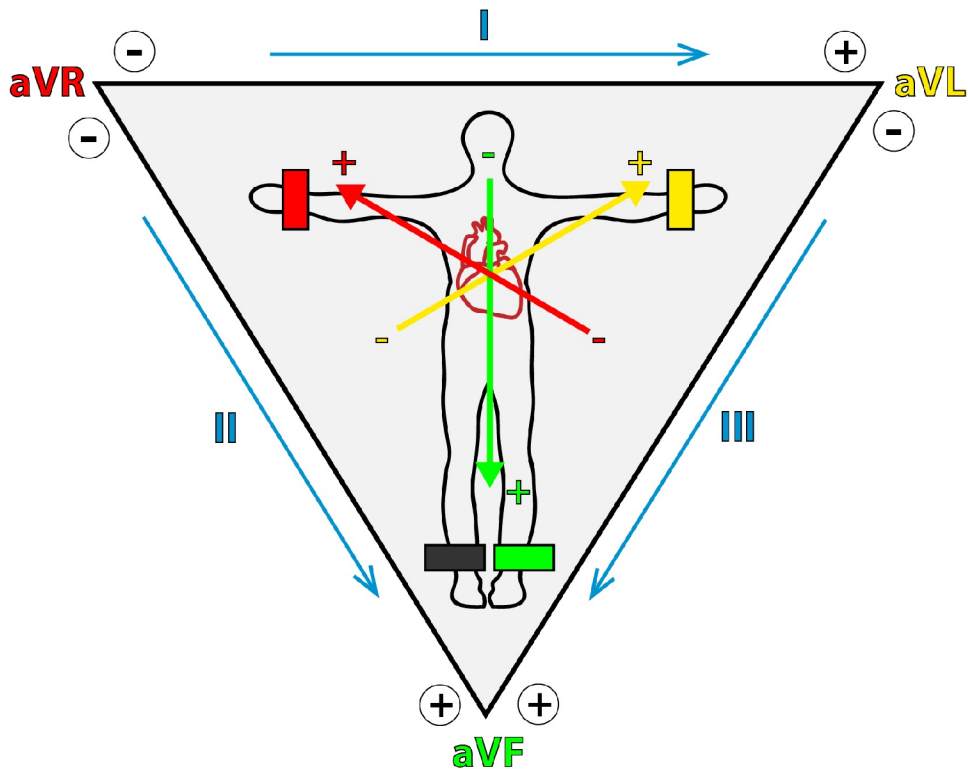
Obr. 1.6: Změny elektrického potenciálu

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 trojúhelníku²). 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 elektrody³ 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 snímáné 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]

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

³Nulová 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]

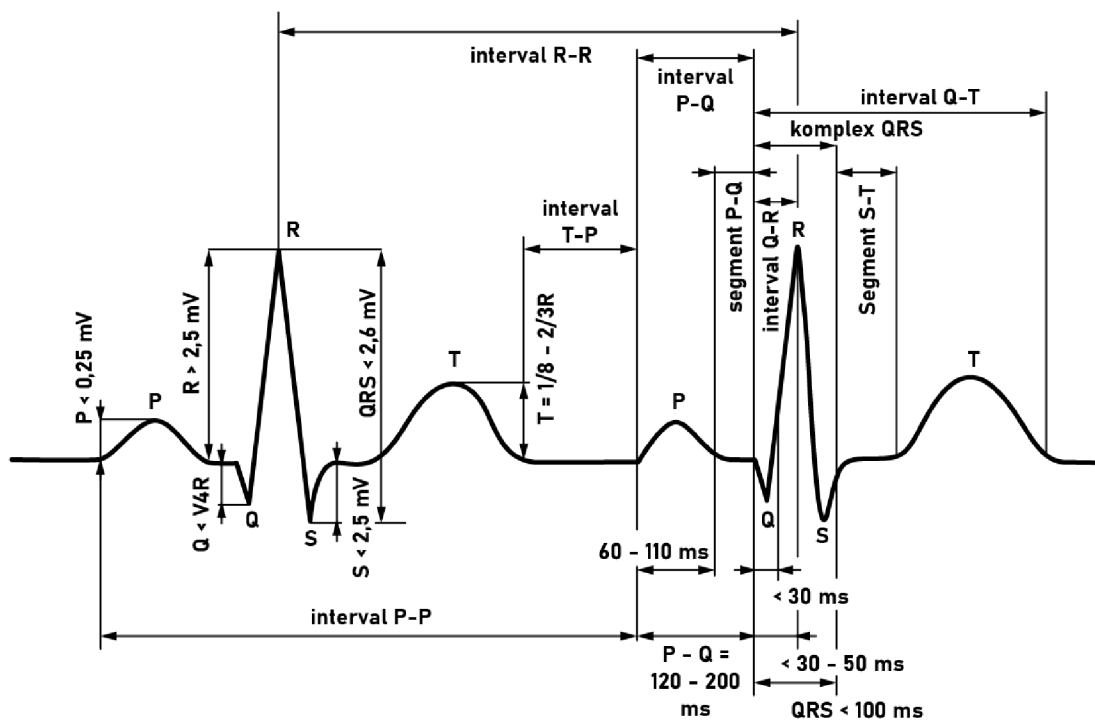
Frekvence stahů se pohybuje mezi 60-90 stahy za minutu. Bije-li srdce rychleji, jedná se o tachykardii, bije-li pomaleji, mluvíme o bradykardii.

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° . Bavíme se pak o intermediárním polohovém typu. Za normu se považuje ještě vychýlení v rozmezí -30° 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° , dochází klasicky při hypertrofiích pravé komory srdeční a při pravém zadním hemibloku. K deviacím doleva dochází při hodnotách nižších než -30° . 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*⁴, 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

⁴*Cor pulmonale* je termín označující hypertorfiu 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 synkopy⁵. 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]

⁵krátkodobé 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]

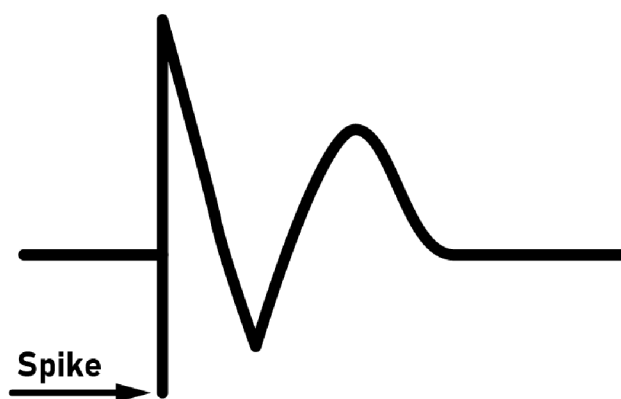
Srdeční resynchronizační léčba (CRT) je léčebná metoda, která je indikována pacientům trpícím dlouhodobými projevy srdečního selhání, při kterých nedochází k dostatečně rychlé aktivaci svaloviny komor srdečních. Typickou patologií, způsobující tyto problémy, bývají právě výše zmíněné raménkové blokády (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 impulz 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° až -90° . [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]

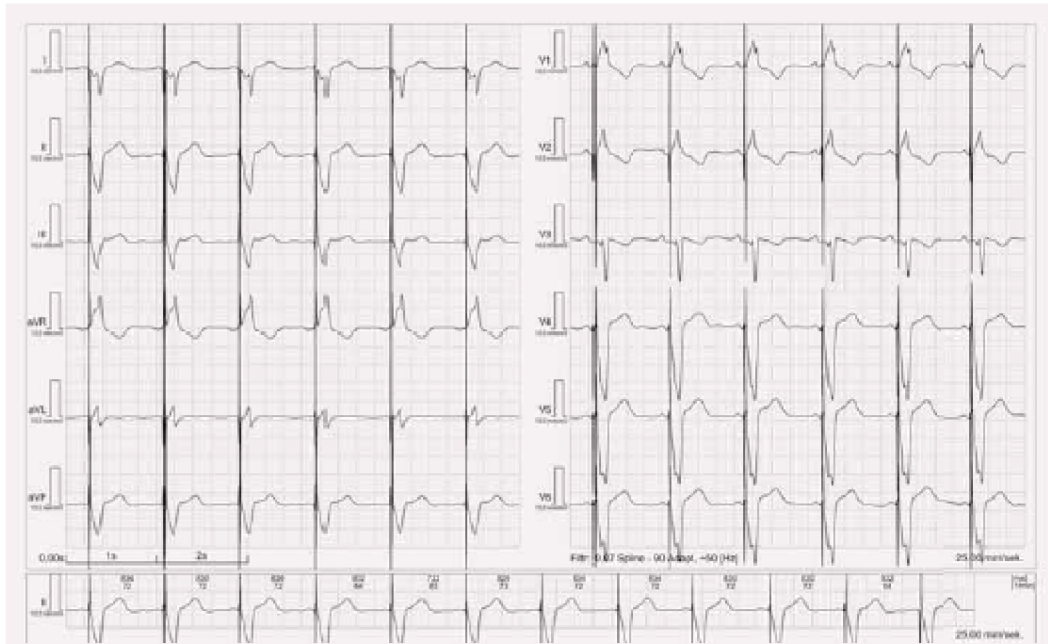
Ve snaze o co nejlepší napodobení fyziologické funkce srdce se v dnešní době zavádí metody, při nichž se elektrody umísťují do jiných částí srdce jako například do oblasti septa, Hisova svazku, či až do výtokového traktu (tzv. stimulace *RVOT-right ventricular outflow tract*). Zavádění elektrod do těchto 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

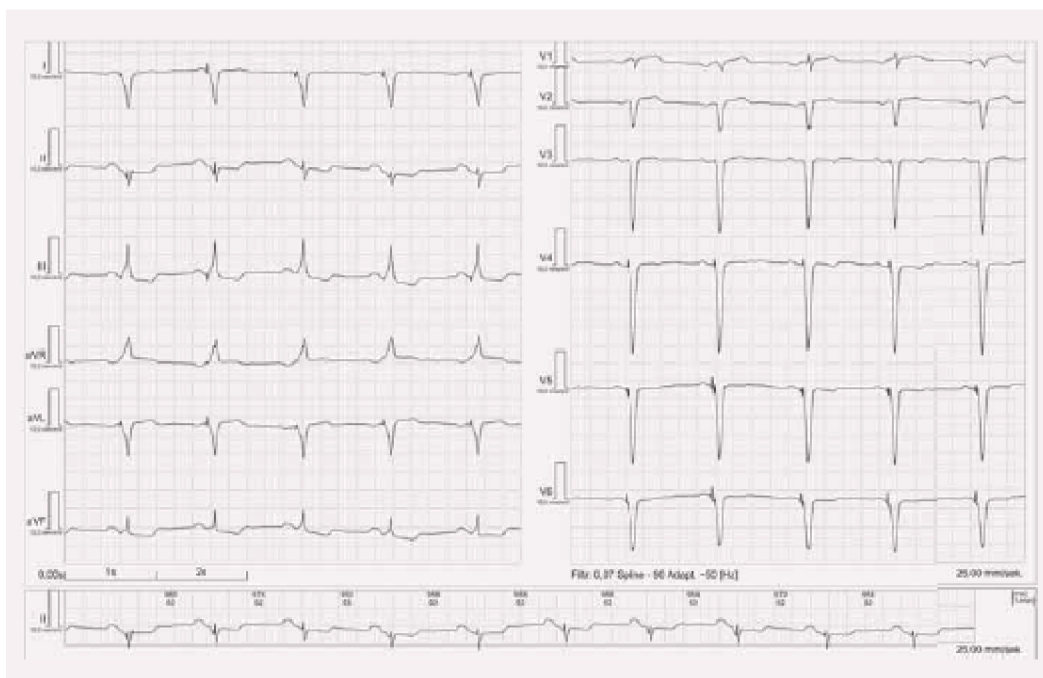
EKG obraz při stimulaci z levé komory je, naopak od stimulace z komory pravé, podobný obrazu při blokádě pravého Tawarova raménka. Osa srdeční je v tomto případě posunuta doprava a obvykle se nachází mezi $+105^\circ$ a $+180^\circ$. Při tomto druhu stimulace existuje mnohem větší variabilita než u stimulace 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

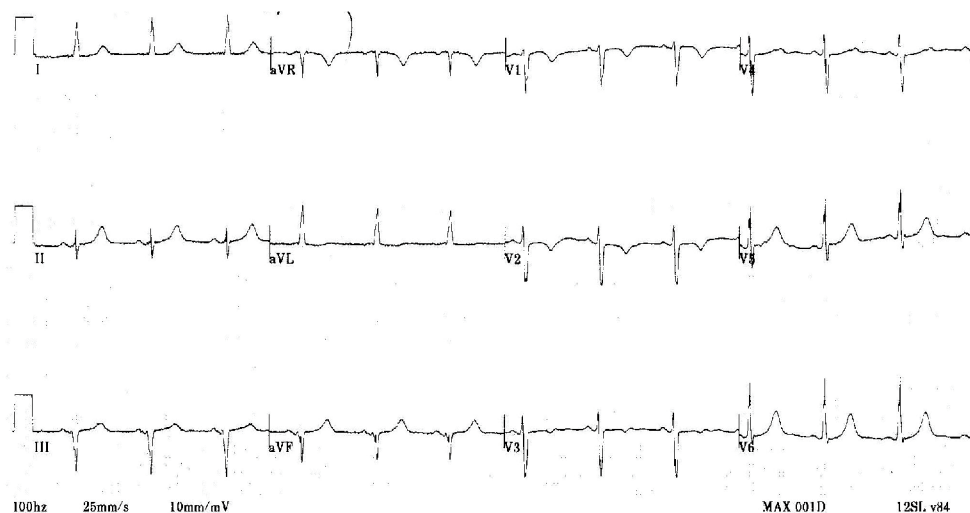
Biventrikulární stimulace, tedy současná stimulace obou komor, má na EKG obraz kombinovaný. Osa srdeční je v tomto případě posunuta více doleva než u pravokomorové stimulace, obvykle mezi -90° a $+180^\circ$. Tvar komplexu závisí především na převažujícím vektoru stimulace a na časové vzdálenosti stimulů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

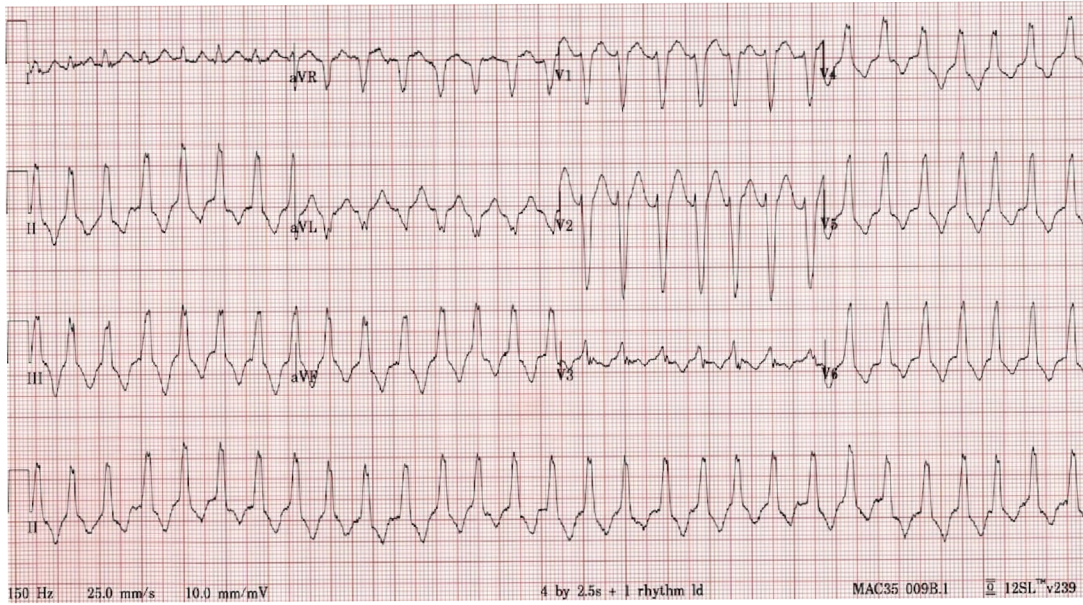
Při provedení tohoto typu kardiostimulace zůstává EKG záznam téměř beze změn oproti záznamu zdravého a nestimulovaného srdce. V jeho průběhu absentují „*spiky*“ i abnormální rozšíření komorových komplexů. [13] [15]

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]

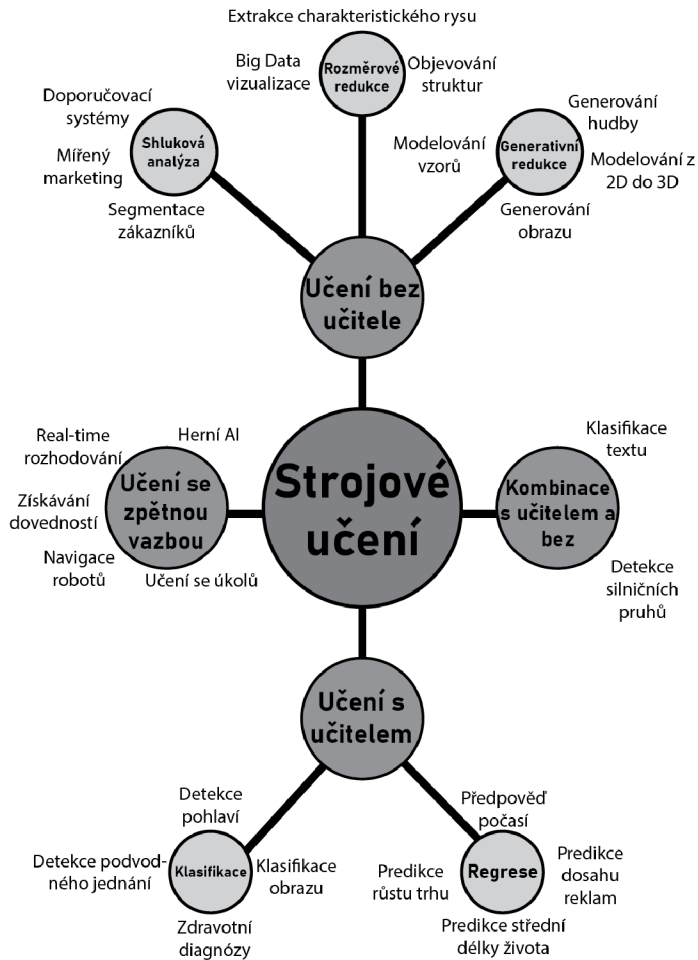
2.1 Princip strojového učení

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.

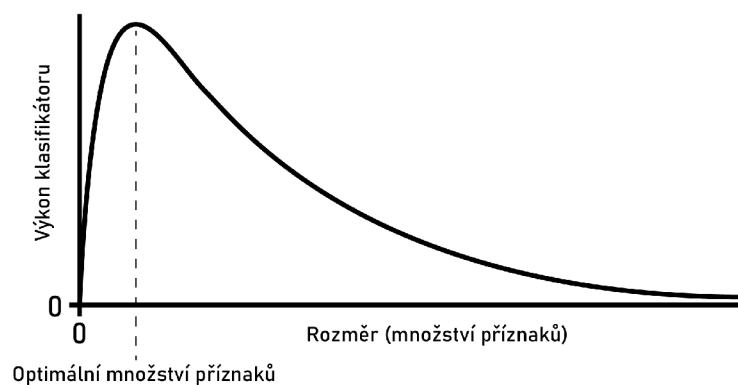
Druhým krokem je **příprava sady vstupních dat**, během níž se vybírají vhodná data pro řešení zadané úlohy. Data se v této fázi kontrolují a eventuálně normalizují či jinak předzpracovávají. Důležitou součástí je vhodné rozdělení dat do trénovací, testovací a případně validační sady. Správné rozdělení 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 redukcii 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 θ , kde funkce f reprezentuje danou neuronovou síť (viz. 2.1). [21] [22]

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

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. [22]

Učení neuronové sítě spočívá v hledání optimálních vah θ 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 θ tím způsobem, že od vah z minulého kroku odečteme gradient dané kriteriální funkce násobené parametrem μ , který zde představuje učební krok. [22]

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

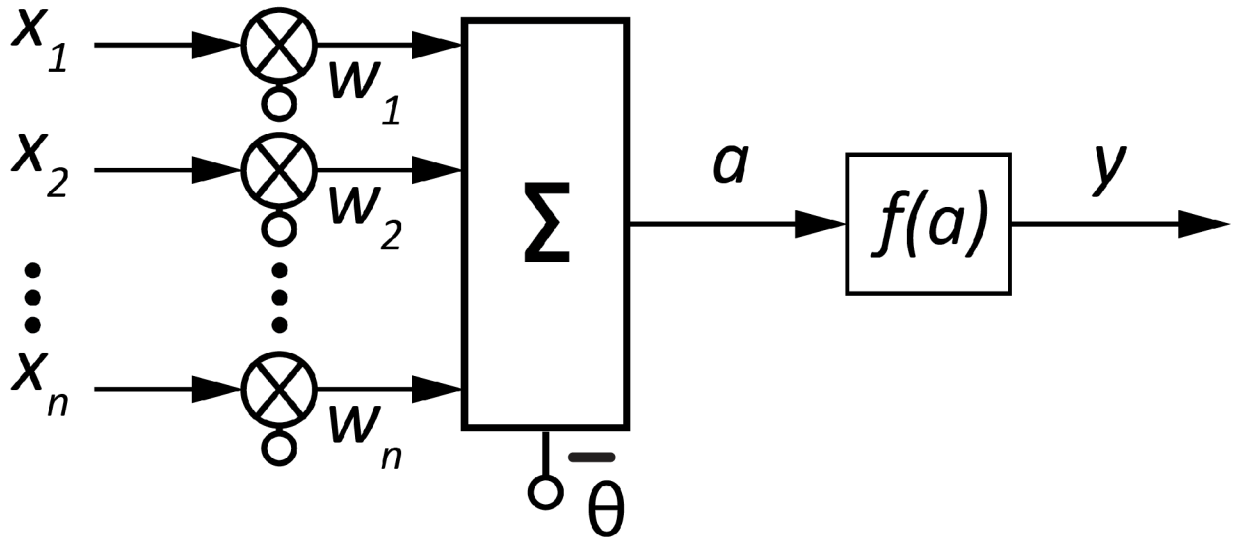
2.2.1 Umělý neuron

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 θ funkce $f(x)$), a speciálním vstupem, prahem θ^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. [22]

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

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.

¹Nezaměňovat práh θ s parametry θ funkce $f(x)$.



Obr. 2.3: Schéma umělého neuronu

2.2.2 Aktivační funkce

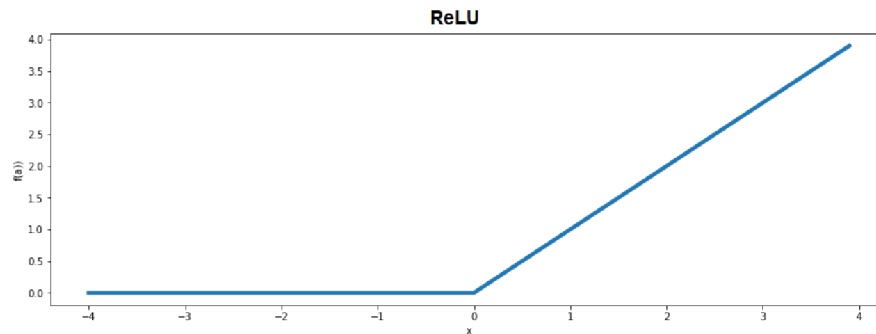
Všeobecně platí, že v dnešní době jsou více využívány nelineární aktivační funkce než lineární. Dříve byly hojně využívány funkce sigmoidní či hyperbolického tangentu. Dnes se od využití těchto funkcí ustupuje a preferují se spíše funkce jako jsou *softmax* a ReLU. [21] [22]

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: [22]

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



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 řetězícího 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] [24]

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 řetězícího 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. [22] [23] [24]

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] [22]

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] [22]

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][22]

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] [22]

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. [22]

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] [22]

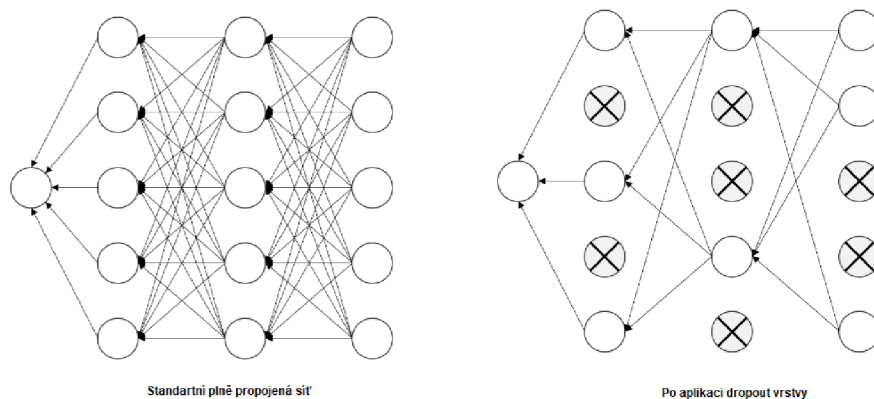
Pro klasifikační problémy jsou dnes používány především různé modifikace

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] [22]

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] [22]

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][22]

Mezi regularizační metody lze řadit i limitaci počtu učících epoch a ověřování modelu pomocí validační množiny. Další možností regularizace je limitace velikosti samotného modelu. [22]

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:

$$ACC = 1 - ERR, \quad (2.6)$$

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.

[25]

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:

$$senzitivita = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (2.7)$$

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

$$specificita = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (2.8)$$

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 2.9 a 2.10. [25]

$$P+ = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2.9)$$

$$P- = \frac{TN}{(TN + FN)} \quad (2.10)$$

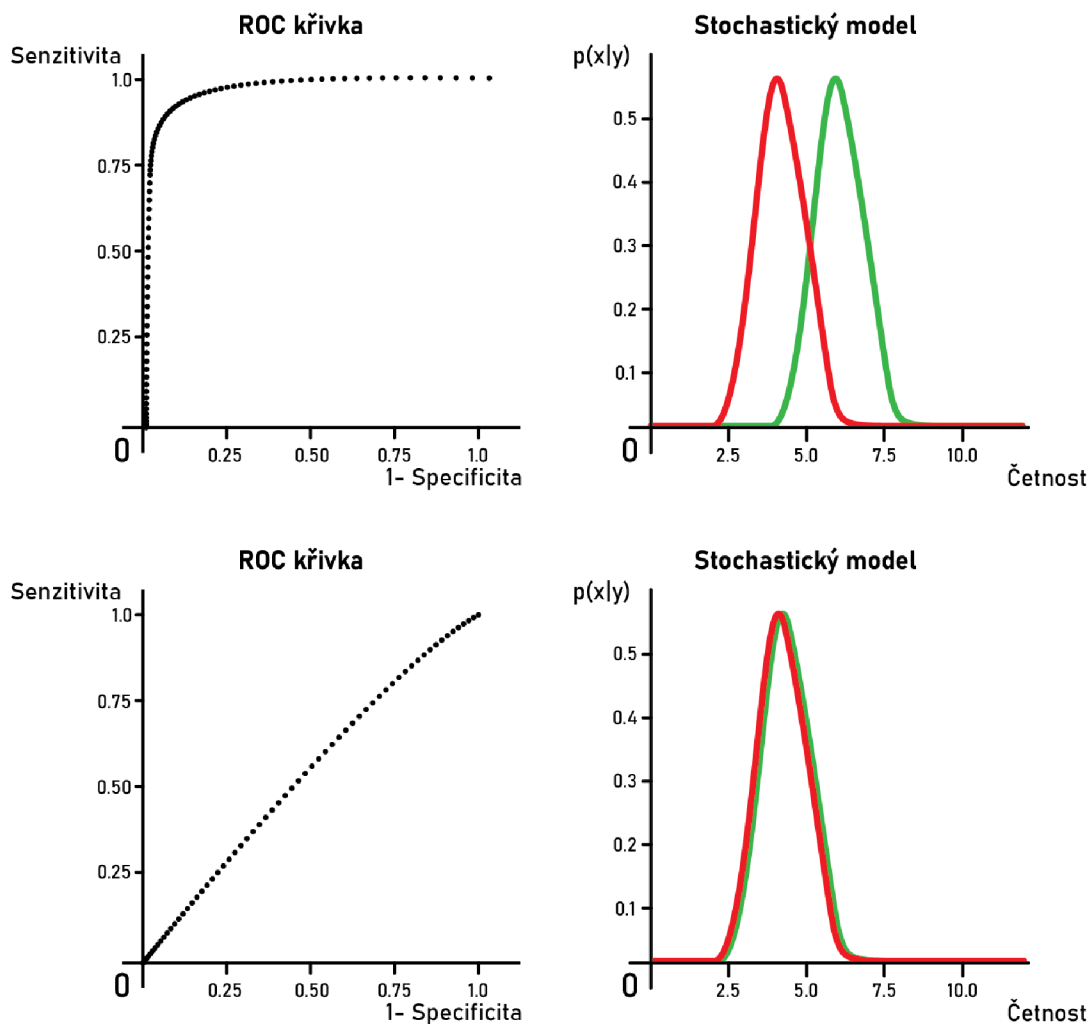
Z matice záměn je možné určit i již výše zmíněnou klasifikační přesnost a to dle vztahu:

$$ACC = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \cdot (100) \quad (2.11)$$

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]

$$F_1 = 2 \cdot \frac{P+ \cdot senzitivita}{P+ + senzitivita} \quad (2.12)$$

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. [26]



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). [27]

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. [27]

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. [27]

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. [27]

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. [27]

2.3.1 Konvoluční neuronové sítě

Konvoluční neuronová sít (CNN) se liší oproti klasické, plně propojené sítí 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. [21][27]

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. [21][27]

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. [21][27]

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 [27]

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. [27]

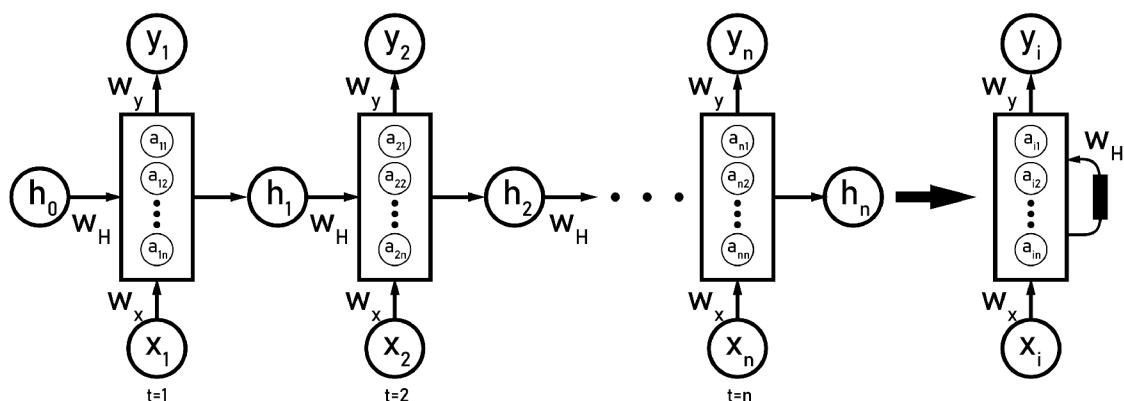
2.3.2 Rekurentní neuronové sítě

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. [28]

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. [28]

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. [28]

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 způsobeno velkým počtem vrstev sítě. [28]

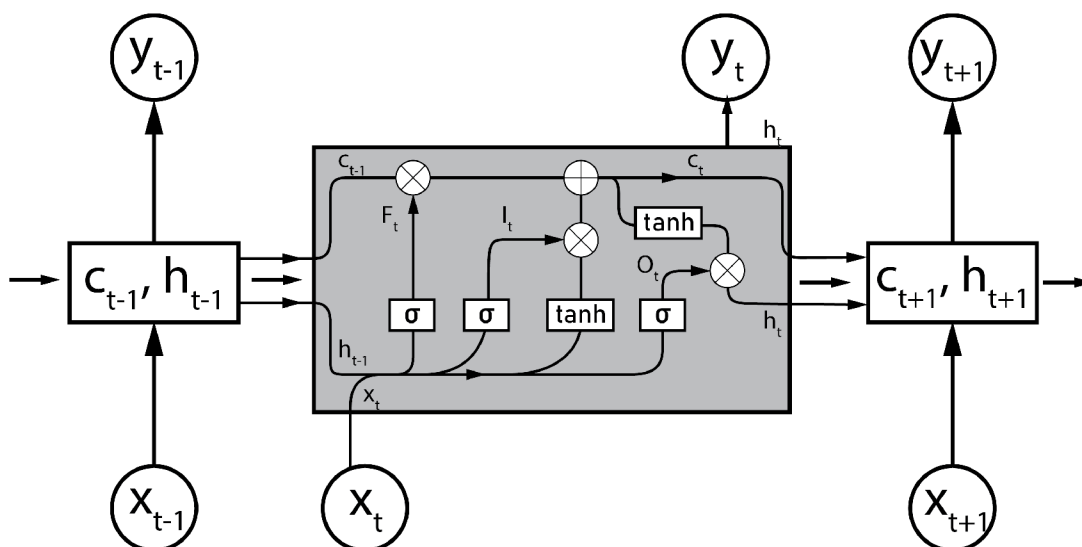
Jedna z modifikací RNN, která dokáže částečně odstranit problém mizejícího gradientu, je metoda **LSTM** (*Long Short-Term Memory*). Tato síť se skládá ze sériově řazených LSTM jednotek. Tyto si opět předávají určitou paměť a jsou realizované rekurzivně, takže nahrazují vrstvy v klasické RNN. [28]

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. [28]

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. [28]

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 . [28]

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. [28]



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. [28]

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. [29]

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. [29]

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. [29]

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. [29]

Konvoluční vrstvy provádějící trénování jsou následovány nelineární aktivační funkcí:

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

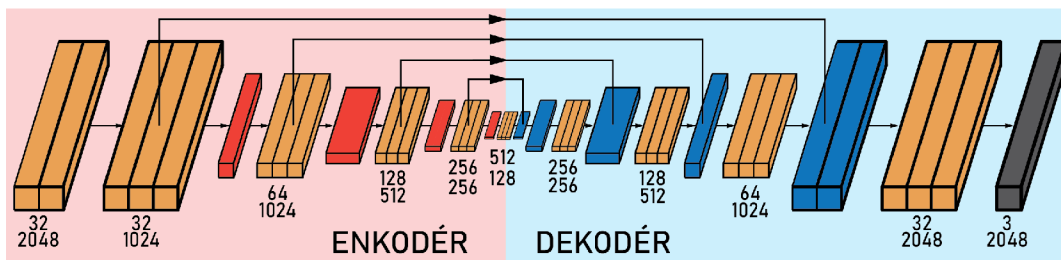
kde y je výstupem bloku konvoluce, x je výstup předchozí vrstvy, w je konvoluční filtr, $k \in [0, K]$ je aktuální mapa prvků, $i \in [0, N]$ je aktuální prvek x a K_a je velikost konvolučního jádra. [29]

Po provedení této operace v $\forall i, k$ je na výstup konvoluce aplikována nelineární aktivační funkce H , což je aktivační funkce ReLU. [29]

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

Cílem postupu je naučit sadu vah w pro každou konvoluční vrstvu tak, aby kombinací konvolučních operací bylo dosaženo co nejlepších výsledků. [29]

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. [29]



Obr. 3.1: Navrhovaná architektura *U-Net* sítě [29]

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. [29]

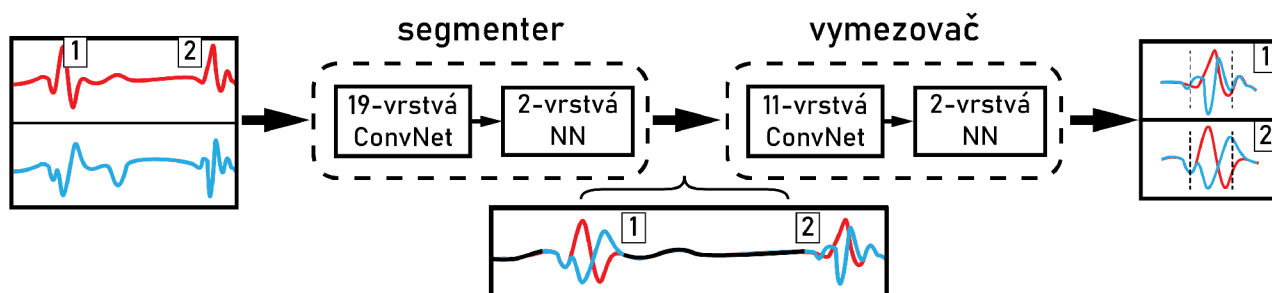
Přestože autoři článku poukazují na určité nedostatky své práce, především tedy na relativně vysokou chybovost při detekci začátku a konce vlny T, při detekci QRS komplexů dosahuje tato práce poměrně dobrých výsledků. Pozitivní prediktivita QRS komplexů je zde dosažena na 98,18 % a senzitivita dokonce 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) [29]

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 víceúrovňového 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 nezávislými 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. [30]

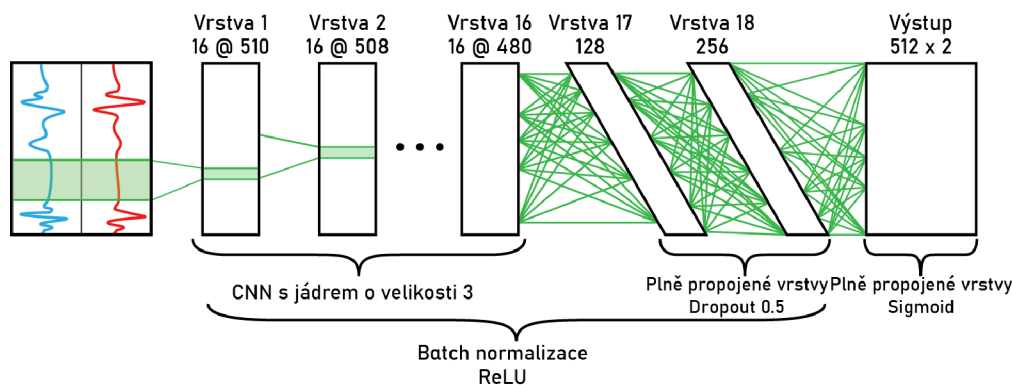
Jako vstupní data posloužily EKG záznamy z databáze QTDB, kterou použil i výzkumný tým při trénování modelu založeném na *U-Net* architektuře (viz. kapitola 3.1). Tato databáze obsahuje 105 ambulantních záznamů dvousvodového EKG se vzorkovací frekvencí 250 Hz. Tyto záznamy byly rozděleny do oken po 512 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. [30]

Architektura segmentačního bloku vypadá následovně. Jedná se o 19vrstvou, jednorozměrnou CNN složenou ze 16 konvolučních a 3 plně propojených vrstev. Každá konvoluční vrstva je tvořená 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. [30]



Obr. 3.3: Schéma konvoluční neurální síť segmentačního bloku [30]

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. [30]

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. [30]

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. [30]

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 [29], 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). [30]

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. [31]

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. [31]

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. [31]

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 kriteriální funkce byla použita RMSE. Síť byla trénována pomocí modelu ADAM se třemi různými učebními kroky, $1\epsilon^{-3}$, $1\epsilon^{-4}$ a $1\epsilon^{-5}$, vždy s 900 učebními epochami. Architektura plně propojené sítě je uvedena v tabulce 3.1.

Tab. 3.1: Znázornění architektury plně propojené sítě [31]

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. [31]

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 [31]

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. [31]

Je třeba, aby kriteriální 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 [31]

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*). [31]

V experimentu popsaném v článku [31] 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. [31]

Tab. 3.4: Srovnání výsledků jednotlivých sítí v úspěšnosti přiřazení jednotlivých bodů EKG záznamu k příslušným vlnám [31]

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 přísnost 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. [32]

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. [32]

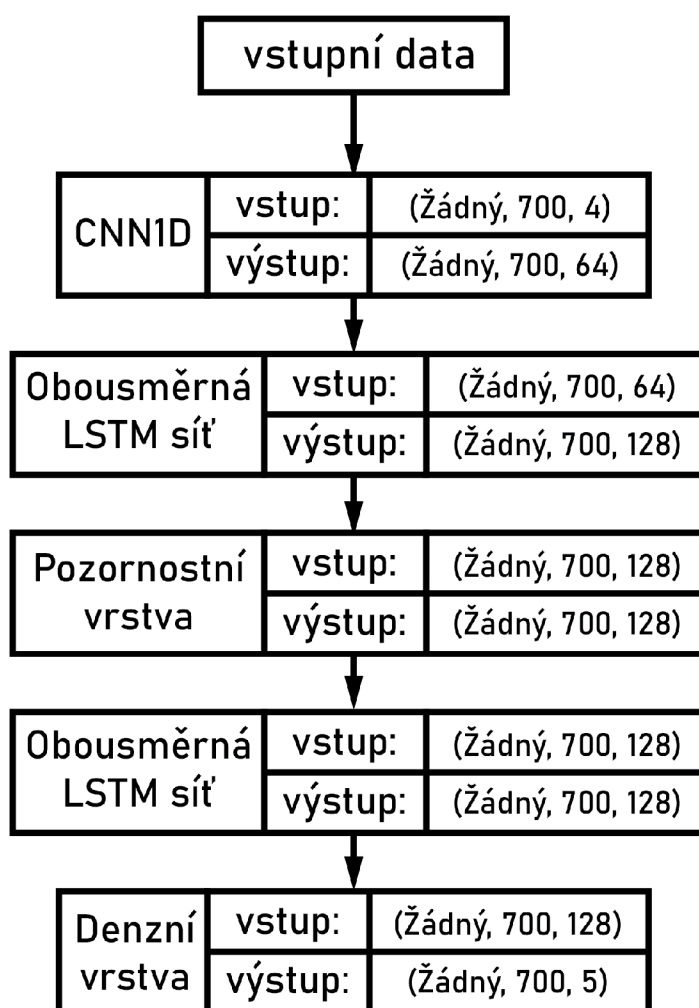
Architektura sítě je k vidění na obrázku 3.4. Autoři využívají modifikovanou síť ConvLSTM, kdy jako první blok řadí jednorozměrnou konvoluční síť, která zjednodušuje vstupní data, která by byla pro rekurentní síť příliš složitá. Za touto vrstvou je zařazen první blok obousměrné LSTM sítě, která má dvě rekurentní složky, kdy do jedné vstupují data v chronologickém pořadí a do druhé naopak v chronologicky obráceném 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. [32]

Jako kritériální funkce byla použita kategoriální křížová entropie. K regularizaci byla využita *batch* normalizace. [32]

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
P - vlna	94,87 %	94,24 %	95,20 %	93,30 %
QRS - komplex	96,66 %	96,70 %	95,83 %	95,57 %
T - vlna	92,73 %	93,04 %	91,56 %	94,56 %



Obr. 3.4: Architektura sítě s využitím convLSTM

4 Popis vlastního detekčního algoritmu

Cílem praktické části této práce bylo navrhnout a implementovat detekční algoritmus schopný automaticky a s co největší přesností vymezit QRS komplexy v EKG záznamu, a rozlišit je tak od ostatních vln a šumů.

Hlavním úkolem algoritmu je detekce místa začátku QRS komplexů (**QRS_{on}**), místa konců QRS komplexů (**QRS_{off}**) a především určení hodnoty **QRS_d**, která má velký klinický význam při diagnostice řady srdečních onemocnění (viz. kapitola 1.2.3).

Snahou při vytváření tohoto detekčního algoritmu bylo, aby byl vedle široké škály fyziologických morfologií QRS komplexů schopný detekovat i stimulované QRS komplexy z EKG záznamů pořízených od pacientů s implementovaným kardiostimulátorem. K tomuto účelu byly využity databáze poskytující přiměřeně velké datasey s dostatečným zastoupením různých průběhů srdeční aktivity.

Nad rámec zadání je algoritmus schopný v EKG signálu detekovat i vlnu P a vlnu T. Předpokládáme, že rozšířením rozlišovací schopností algoritmu o tyto další dvě vlny je mimo jiné dosaženo i větší přesnosti detekce QRS komplexů.

Samotná práce na algoritmu byla členěna do tří logických celků, kdy bylo třeba předně předzpracovat vstupní signály získané z jednotlivých databází, dále naučit modely strojového učení predikovat QRS komplexy a další vlny v EKG záznamu, a nakonec vytvořit samotný algoritmus, který z údajů z modelu dokáže jednotlivé QRS komplexy přesně vymezit .

Při vytváření tohoto algoritmu bylo využito aktuálních přístupů používajících metody hlubokého učení, jenž čerpají inspiraci z postupů popsanych v odborné literatuře zabývající se obdobnou problematikou (viz. kapitola 3).

Přístupy založené na moderních metodách hlubokého učení všeobecně dosahují lepších výkonů než metody založené na tradičních přístupech využívajících detekci R vln či skryté Markovovské modely. Tato skutečnost je dána především robustností takovýchto modelů, které jsou schopny, při dostatečném počátečním datasetu, lépe rozlišovat širokou variabilitu morfologií EKG křivek, a tím dosahují oproti tradičním přístupům lepších generalizačních schopností.

Algoritmus byl realizován v programovacím jazyce MATLAB vhodném pro analýzu a práci s větším objemem dat a v programovacím jazyce Python za využití open-source modulu PyTorch určeného k implementaci modelů strojového učení.

4.1 Využitá data

V této práci jsme pracovali se třemi zdroji dat - třemi databázemi EKG záznamů. Jednalo se o databázi QT, databázi THEW a databázi EKG signálů nasnímaných ve Fakultní nemocnici Královské Vinohrady v Praze (dále označovaná jen jako databáze FNKV).

QT databáze obsahuje záznamy srdeční aktivity ve fyziologických mezích, přičemž zabírá širokou variabilitu různých morfologií tohoto signálu. Tato databáze byla použita při hledání ideálních parametrů architektury sítě hlubokého učení a optimalizaci parametrů učení této sítě.

Databáze THEW obsahuje záznamy srdeční aktivity pacientů, jejichž obraz se liší od fyziologického průběhu EKG signálu a je u nich důvodné podezření na výskyt LBBB (viz. kapitola 1.2.3).

Databáze FNKV obsahuje záznamy pacientů s implementovaným kardiostimulátorem, přičemž záznamy jsou v databázi obsaženy vždy ve dvou kopiích, kdy v jedné kopii záznamů je ponechán stimulační hrot („*spike*“), zatímco ve druhé kopii je tento hrot odstraněn.

Vzhledem k rozdílné vzorkovací frekvenci použité při snímání záznamů v jednotlivých databázích a k rozdílnému počtu typů anotovaných oblastí jsou modely hlubokého učení nacvičené zvláště pro jednotlivé databáze.

Bližší specifika jednotlivých databází jsou popsány v podkapitolách níže.

4.1.1 Databáze QT

Databáze QT, jak již bylo zmíněno v kapitole 3, se skládá z dat pořízených patnáctiminutovým snímáním srdeční aktivity 105 pacientů pomocí Holterova monitoru. Vzhledem k tomu, že snímání bylo prováděno 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]

Data z databáze QT Version 1.0.0 jsou 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. [34]

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

4.1.2 Databáze THEW

Databáze THEW obsahuje 603 vzorků dvanáctisvodového EKG záznamu nasnímaných na pacientech, u kterých panuje důvodné podezření na přítomnost LBBB. Použitá vzorkovací frekvence je 1000 Hz a rozlišení amplitudy 3,75 μ V. Záznamy jsou opatřeny anotací QRS komplexu.

Záznamy byly pořízeny snímáním pomocí Holterova monitoru s konfigurací svodů Mason-Likar, kdy je pomocí deseti elektrod zaznamenáván signál z osmi svodů (I, II, V1-V6) a zbylé čtyři svody jsou dopočítány.

Z každého záznamu a z každého svodu byl pak vybrán transparentní úsek záznamu obsahující LBBB, který byl námi dále použit při vytváření modelu hlubokého učení. Přítomnost LBBB a anotace QRS komplexů byla provedena nezávislým lékařem.

Data v databázi byla naměřena během průběhu studie MADIT-CRT prováděné na Rochester University. Data jsou sdílena od prosince 2017 se souhlasem společnosti Boston-Scientific Inc. [35]

Databáze vznikla na základě směrnice pro iniciativu LBBB (*Guidelines for the LBBB Initiative*) ze zasedání ISCE v roce 2018, jejímž cílem bylo zlepšit detekci LBBB tak, aby bylo možné co nejpřesněji odhadnout přínos CRT léčby u daného pacienta.

ISCE je společnost založená v roce 1984 věnující se rozvoji elektrokardiologie pomocí počítačových metod. Cílem ISCE je propojit akademickou sféru, průmysl a uživatele prostřednictvím každoročních konferencí a online fór.

4.1.3 Databáze FNKV

Tato databáze byla sestavena na specializovaném pracovišti ve Fakultní nemocnici Královské Vinohrady v Praze a obsahuje záznamy čtrnáctisvodového EKG signálu od 401 pacientů. Signály byly snímány se vzorkovací frekvencí 5000 Hz. Bitové rozlišení záznamu je 26 bitů. Ve všech signálech obsažených v tomto datasetu je anotován výhradně QRS komplex. Signály byly nasnímány pomocí zařízení VDI Vision, které se využívá především za účelem *real-time* analýzy elektrické srdeční dyssynchronie.

Databáze se zaměřuje primárně na pacienty se srdečním selháním, kteří podstoupili implantaci kardiostimulátoru. Mezi stimulovanými záznamy jsou k dispozici signály biventrikulární stimulace, stimulace v apexu a neselektivní i selektivní stimulace Hisova svazku.

Záznam od každého pacienta a z každého svodu byl zprůměrován tak, aby byl vytvořen jeden krátký úsek záznamu obsahující pro pacienta typický průběh QRS komplexu. Tento záznam se navíc vyskytuje v databázi duplicitně, kdy je v jednom případě zachován stimulační impuls vycházející z kardiostimulátoru (*spike*) a v druhé kopii je místo záznamu, kde se *spike* vyskytuje, nahrazeno izolinií.

Výkon námi navrženého algoritmu byl testován zvláště na obou typech záznamů tak, aby bylo možné odhadnout úspěšnost detekce tohoto algoritmu jak u pacientů s již implantovaným kardiostimulátorem, tak i u jedinců bez diagnostikovaných problémů s převodním systémem srdečním.

4.2 Předzpracování signálu

První věcí, kterou bylo při vytváření vlastního detekčního algoritmu třeba provést, bylo předzpracování vstupních dat (*preprocessing*). Data bylo nutno upravit do podoby vhodné pro vytváření modelů strojového učení a rozdělit do jednotlivých sad určených k trénování, validaci a testování modelů.

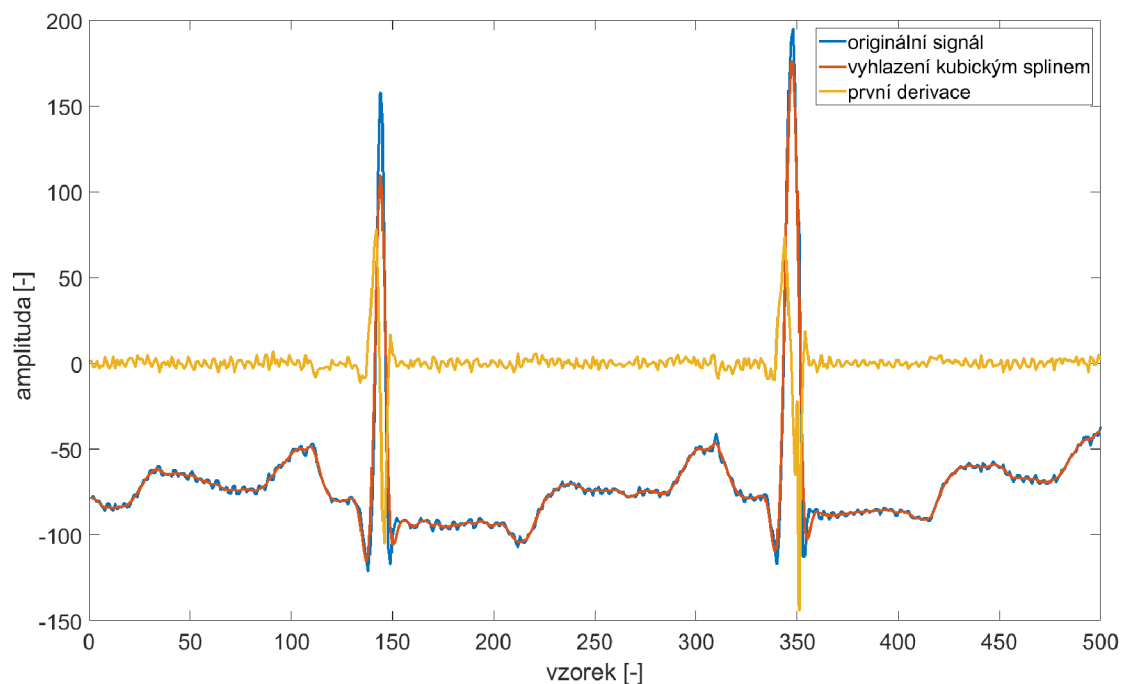
Při předzpracování dat jsme se inspirovali postupy popsány v recentní literatuře, konkrétně v článku *Supervised ECG wave segmentation using convolutional LSTM* (řešeršovaný v kapitole 3.4), kde autoři této práce popisují, že k učení modelu využívali vedle původního signálu ještě jeho první derivaci a také původní signál vyhlazený kubickým *splinem*. Ačkoliv se učení modelu na dalších datech odvozených z původního signálu jeví na první pohled jako redundantní, neboť míra informace obsažená v původním i odvozeném signálu do značné míry koreluje, autoři článku ve své práci dokazují, že tomu tak není. Zároveň zde uvádějí, že se model pokoušeli učit i za pomoci jiných transformací originálního signálu (např.

pomocí druhé derivace), přičemž přidání těchto dat na vstup již nevedlo ke zlepšení výkonu modelu, a proto bylo od využití těchto transformací upuštěno.

Na rozdíl od postupů popsaných v recentní literatuře, kdy byl transformován pouze jeden svod původního signálu, jsme my přistupovali ke každému svodu signálu separátně. Každý vstup do neuronové sítě byl tedy tvořen jedním svodem původního signálu, jeho první derivací a kubickým *splinem* signálu z tohoto svodu. Tento postup byl zvolen za účelem dalšího zlepšení generalizačních schopností naučených modelů neuronové sítě.

K předzpracování signálu byl využit interpretovaný programovací jazyk MATLAB R2018b vhodný 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 čemuž jsme využili vloženou funkci MATLABu *csaps*. V této funkci jsme nastavili vyhlazovací parametr p na empiricky zvolenou hodnotu 0,25. Dále jsme, opět na surových datech, provedli první derivaci signálu. K tomuto účelu jsme opět použili vestavěnou funkci MATLABu, tentokrát funkci *diff*.



Obr. 4.1: Ukázka předzpracovaného signálu

Z takto získaných signálů byl následně vytvořen jeden datový soubor, který obsahoval pět sloupcových vektorů. První vektor sestával pouze z indexů vzorků

signálu a druhý z anotace příslušných vzorků. Třetí vektor obsahoval originální, neupravený signál z jednoho svodu tak, jak byl získán z databáze. Ve čtvrtém sloupci byl obsažen signál vyhlazený kubickým *splinem*, a poslední, pátý vektor obsahoval první derivaci originálního signálu. Celý soubor byl exportován ve formátu CSV.



Obr. 4.2: Vývojový diagram předzpracování signálu

Takto získané CSV soubory byly rozděleny do tří sad, konkrétně do sady trénovací sloužící k natrénování neuronové sítě, sady validační, která zajišťovala, aby se model nepřeučil, a sady testovací určené k následnému ověření generalizačních schopností modelu a zjištění úspěšnosti jeho detekce. Data byla dělena v poměru 60 % trénovací sada, 20 % validační sada a 20 % testovací sada.

Vzhledem k tomu, že jednotlivé vstupní CSV soubory vznikaly ze separovaných svodů a ne z celého záznamu jednoho pacienta, bylo přísně dbáno na to, aby se vstupní data pocházející od jednoho pacienta nedostala do dvou různých sad, neboť

by tím mohlo dojít ke zkreslení výsledků, konkrétně k tzv. nadměrnému optimismu (*overoptimism*).

Během vývoje algoritmu jsme se pokoušeli využít i spektrum signálu. Skutečnost, že se přítomnost QRS komplexu ve spektru EKG signálu projevuje zvýšeným výskytem vyšších frekvencí, se nám zdála jako vhodný parametr pro další učení modelu. Spektrum jsme chtěli získávat z krátkých oken, do kterých byl signál rozdělen krátce po načtení do modelu. Přesto, že se nám spektrum z okna signálu povedlo získat a k matici vstupních dat připojit, učení modelu po přivedení takto upraveného signálu na vstup sítě začalo z neznámých důvodů selhávat, a tento postup tak nakonec nebyl realizován.

4.3 Vytváření modelů pomocí hlubokého učení

V dalším kroku vývoje detekčního algoritmu bylo přistoupeno k návrhu a realizaci hluboké neuronové sítě a k učení modelů schopných segmentovat jednotlivé vlny EKG signálu.

Jako základ architektury neuronové sítě byla zvolena kombinace konvoluční neuronové sítě (CNN) a rekurentní neuronové sítě (RNN). RNN jsou v dnešní době chápány jako jakýsi zlatý standard pro vytváření modelů segmentujících a klasifikujících biologické signály, protože jsou schopny chápat a využívat časové závislosti, díky čemuž 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.

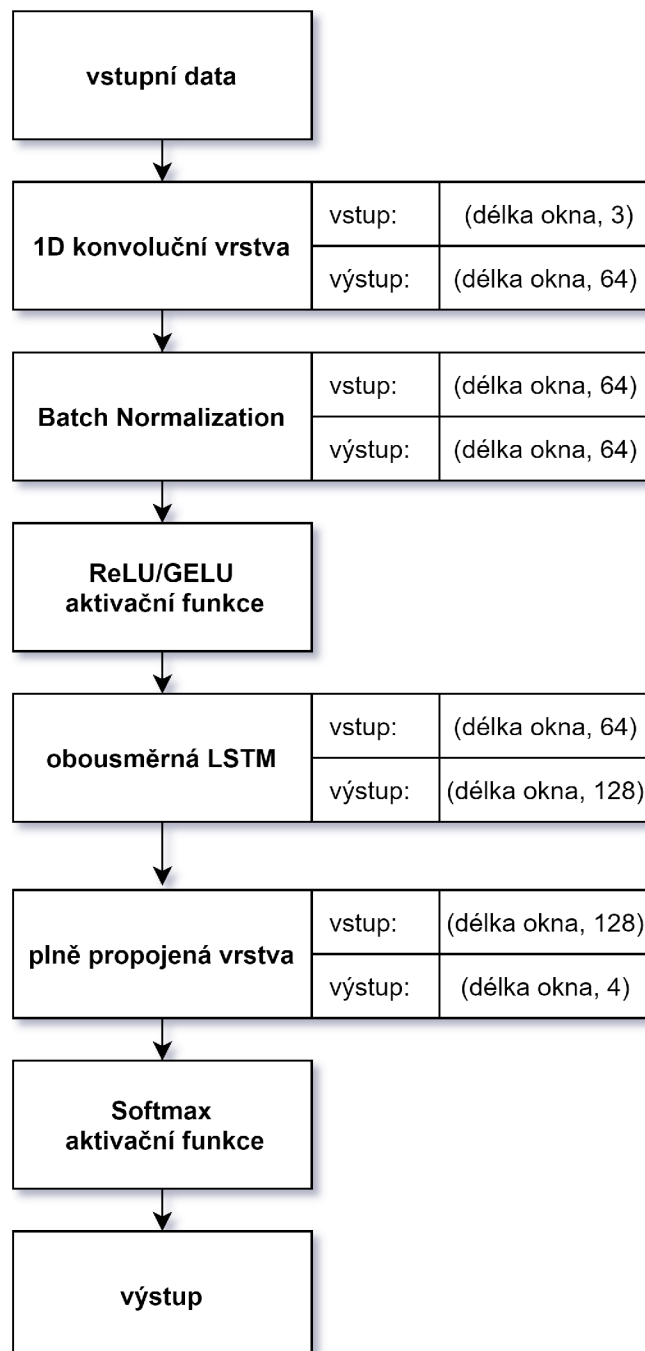
Celá neuronová síť byla implementována v programovacím jazyce Python za využití open-source modulu PyTorch určeného k implementaci modelů strojového učení, modulu NumPy, který poskytuje infrastrukturu pro práci s vektory, maticemi a obecně vícerozměrnými poli, modulu Matplotlib, určenému k práci s grafy, a modulu Pandas, nástroje pro analýzu a manipulaci s daty. Jako vývojové prostředí byla použita převážně platforma Spyder, při učení modelů pak v menší míře Visual Studio Code. Při psaní kódu bylo dbáno na dodržování standardu PEP 8.

Modely neuronové sítě byly učeny na dvou různých zařízeních s využitím grafické karty NVIDIA GeForce GTX 1060 6GB a grafické karty NVIDIA GeForce GTX 970 4GB.

Celkově bylo naučeno 251 modelů, přičemž průměrná délka výpočtu jednoho modelu byla 52 minut.

4.3.1 Primární návrh sítě

Na obrázku 4.3 je popsána navržená architektura sítě. Na jejím vstupu stojí data popsaná v kapitole 4.2. Jedná se tedy o originální (neupravený) signál z jednoho svodu jednoho pacienta, o jeho první derivaci a o tentýž signál vyhlazený kubickým *splinem*.



Obr. 4.3: Primární návrh architektury neuronové sítě

Před samotným učením modelu neuronové sítě byla data rozdělena do oken s předem danou délkou a počtem vzorků, o které se dvě po sobě následující okna budou překrývat (velikost použitých oken a překryvu viz. 4.3.2).

Takto rozdělená data nám vstupují do první vrstvy modelu, která je tvořena jednorozměrnou konvoluční sítí. Tato síť nám extrahuje primární příznaky a produkuje nám výstup o velikosti (zvolená délka okna \times 64). Konvoluční síť umístěná před LSTM vrstvou zjednodušuje vkládání vícekanálových dat na vstup LSTM, která by jinak byla pro tuto síť příliš složitá.

Na jednorozměrnou konvoluční vrstvu nám navazuje vrstva provádějící *batch* normalizaci. Tato vrstva normalizuje průměry a rozptyly vstupů do další vrstvy, přičemž zachovává rozměr dat. Tím nám zajistí ideální rozložení vstupních parametrů do dalších vrstev.

Na *batch* normalizaci nám dále navazuje blok obsahující aktivační funkci. V této fázi jsme využívali aktivační funkci ReLU, popřípadě GELU. Za využití těchto funkcí byly nacvičeny různé modely. Obě tyto aktivační funkce jsou vhodné při zobecňování modelu, na druhou stranu ale mohou přispívat k výskytu problému mizejícího gradientu, kterým jsou všeobecně modely využívající ve své architektuře RNN vrstvy zatíženy.

Výstup z tohoto bloku je předán do vrstvy, kde je implementována RNN. Tento blok obsahuje jednu až tři obousměrné LSTM sítě (*bidirectional LSTM*), z nichž každá jedna obsahuje 64 neuronů pro každý z obou směrů. Výstupní data v této části sítě mění velikost a dále se předávají v rozměru 128.

LSTM sítě dokáží 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, která oproti klasické LSTM síti obsahuje dvě komponenty, dopřednou a zpětnou. Do dopředné části této sítě vstupují data klasicky v chronologickém pořadí, a tak funguje vlastně jako klasická LSTM síť. Zpětná komponenta, která navazuje na tu dopřednou, funguje naprosto stejně, jen do ní vstupní vzorky vstupují v chronologicky opačném pořadí než do komponenty dopředné. Princip LSTM sítě je popsán v kapitole 2.3.2 teoretické části této práce.

Po RNN bloku byl do modelu zařazen blok obsahující jednu až dvě plně propojené vrstvy (*fully connected layer*). Zde dochází k redukci rozměrů dat na (zvolená délka okna \times 4) za předpokladu, že jsou detekovány čtyři třídy pro vlnu P, vlnu T, QRS komplex a neutrální linii, případně na rozměr (zvolená délka okna \times 2) v případě, kdy je detekován pouze QRS komplex.

Výstup z tohoto bloku je na závěr normalizován pomocí aktivační funkce *softmax*, která je pro řešení klasifikačních problémů standardně řazena na konec sítě.

Jako kritériální funkce byla využita funkce záporné logaritmičké

pravděpodobnosti (*negative log likelihood*). V praxi je tato kriteriální funkce vázána na využití aktivační funkce *softmax*. Funkce záporné logaritmické pravděpodobnosti je definována vzorcem:

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

Jako učební algoritmy byly na této architektuře odzkoušeny metody ADAM, ADAMW a ASGD.

Výkon modelu byl během učení vyhodnocován vždy po pěti epochách a naučený model byl v tuto chvíli i uložen. Tento přístup je vlastně jakýmsi druhem *pocket* algoritmu, kdy jsou výsledky postupně ukládány, a ve chvíli, kdy je model přeučten, se zastaví jeho další učení a vybere se verze dosahující nejlepších výsledků.

Jak již bylo zmíněno výše, takto navržený model je schopný, za předpokladu kvalitních a dostatečně velkých vstupních dat, detekovat 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 lepších generalizačních schopností a zvýšit přesnost detekce modelu.

Kvůli dosažení co nejlepších generalizačních schopností bylo před každou epochou také zamícháno pořadí vstupních dat z trénovací sady.

4.3.2 Hledání optimálních parametrů učení

Ve snaze o nalezení co nejlepšího počátečního nastavení sítě bylo naučeno velké množství modelů s rozličnými parametry učení. U všech těchto modelů byl otestován jejich výkon a na základě jejich schopnosti správně detekovat QRS komplex pak byly vybrány co možná nejlepší parametry učení pro vytvoření finálního modelu. Jako ukazatel kvality výkonu modelu byly počítány a vyhodnocovány čtyři statistické parametry - klasifikační přesnost, senzitivita, pozitivní prediktivní hodnota (P+) a F1 skóre (popis těchto parametrů lze nalézt v kapitole 2.2.6). Všechny tyto hodnoty byly počítány zvláště pro každou ze tří datových sad (trénovací, validační a testovací sadu) s tím, že největší důraz byl kladen na výsledky dosažené na testovací sadě. Vedle QRS komplexu byly čtyři výše zmíněné statistické hodnoty vypočítány i pro detekci zbylých dvou anotovaných vln P a T (při učení modelu na QT databázi) a pro detekci izolinií. Tyto statistické hodnoty byly také použity pro vyhodnocení celkového výkonu modelu.

Modely byly trénovány na různém počtu epoch, kdy během celé doby učení byla periodicky zaznamenávána hodnota kriteriální funkce na validační sadě a progres modelu byl vždy ukládán. Počet epoch byl volen tak, aby nakonec vždy došlo

k přeučení modelu (*overfittingu*). Díky průběžnému ukládání jednotlivých verzí modelu pak bylo možné použít model s nejnižší dosaženou kritériální funkcí z celého průběhu učení.

Byla odzkoušena různá nastavení velikosti dávky (*batch*), velikosti vstupního okna, překryvu vzorků mezi jednotlivými vzorky, kroku učení a také různé inicializační váhy.

Celkový seznam všech odzkoušených kombinací a jejich výsledků, stejně jako přehledové tabulky podle nichž byly voleny jednotlivé optimální parametry, jsou přiloženy k této práci ve formě příloh. Pro lepší orientaci uvádíme u zvoleného nastavení i čísla modelů, podle nichž je možné je v přílohách dohledat.

Velikost dávky (*batch*)

Byla odzkoušena tři různá nastavení velikosti dávky, a to velikost 200, 400 a 600. Mezi výkony modelů lišícími se pouze v použité velikosti učební dávky není žádný markantní rozdíl, nicméně se zdá, že o trochu lepšího výkonu je dosaženo na modelech využívající velikost dávky 200 a 400.

Délka okna a překryv dvou po sobě následujících oken

Volba délky jednotlivých oken 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, zatímco by model stále bral v potaz vývoj signálu v dostatečně dlouhém časovém období.

U QT databáze jsme porovnávali výkonnost modelu při použití délky okna 300, 500 a 700 vzorků signálu. Počet překrývajících vzorků jsme pak volili 25, 50 a 100. Jako nejlepší se nakonec jevílo použití okna s délkou 500 vzorků signálu a překrytím 100 vzorků signálu. Při specifické kombinaci učební algoritmu a učební kroku pak dobrých výsledků dosahovaly i modely využívající délku okna 700 vzorků a překrytí 50 vzorků signálu.

Krok učení a úprava učební kroku

Byly odzkoušeny celkem tři různé kroky učení a to krok velikosti 0,001, který je v dnešní době považován za „industriální“ standard při řešení takovýchto typů problémů, krok 0,005 a krok 0,01.

Mimo počátečního kroku učení byla odzkoušena i tři různá nastavení úpravy učební kroku při využití některého z výše vyjmenovaných algoritmů učení. Tento parametr algoritmů učení byl postupně nastavován na hodnoty 0, 0,1 a 0,001.

Jako optimální se jeví nastavit počáteční krok učení na 0,001 a úpravu kroku nevyužívat (nastavit tento parametr na hodnotu 0). Dobrých výsledků je také dosahováno při nastavení kroku učení na hodnotu 0,005 a úpravu učebního kroku na 0,01 při současném využití učebního algoritmu ADAMW.

Inicializační váhy

Posledním parametrem učení, který byl během optimalizace nastavení modelu hledán, bylo správné rozložení inicializačních vah. Celkově byla odzkoušena čtyři různá nastavení vah: rovnoměrné - na počátek byla všem třídám nastavena velikost jedna; proporční - zohledňovalo rozložení jednotlivých tříd ve vzorku a znevýhodňovalo více zastoupené třídy oproti třídám, které se vyskytovaly méně; zvýhodňující - přikládalo větší váhu třídě představující anotaci QRS komplexu; a znevýhodňující - přiřazovalo naopak menší váhu třídě představující anotaci QRS komplexu.

Proti očekávání dosahovaly nejlepších výsledků modely, kterým byly inicializační váhy rozloženy rovnoměrně (na hodnotu jedna). Lepší výkon těchto modelů byl, oproti modelům využívajícím jiné nastavení inicializačních vah, poměrně markantní.

4.3.3 Hledání optimálních parametrů architektury

Vedle optimálních parametrů učení jsme hledali i co nejlepší architekturu použité sítě. Byl měněn počet obousměrných LSTM vrstev, počet plně propojených vrstev, učební algoritmy, a byly odzkoušeny různé aktivační funkce.

Stejně jako parametry učení, i různé odzkoušené kombinace parametrů architektury jsou přiloženy k této práci ve formě příloh, a to včetně výsledků dosažených jejich pomocí.

Metody učení sítě

Celkem bylo odzkoušeno učení modelů neuronové sítě za pomoci tří učebních algoritmů. První metoda **ADAM** (*Adaptive Moment Estimation*) dnes patří mezi jednu z nejpoužívanějších metod učení. Je schopna v závislosti na vývoji gradientu měnit učební krok jednotlivých vah a také využívá předešlých gradientů k tomu, aby funkce nekonvergovala do lokálních minim a nezůstávala v sedlech kritériálních funkcí. Druhá metoda, **ADAMW**, vychází z učebního algoritmu ADAM, ale na rozdíl od něj využívá k optimalizaci metodu regularizace odděleným rozpadem váhy (*Decoupled Weight Decay Regularization*). Učební algoritmus **ASGD** využívá oproti předchozím dvěma metodu zprůměrování stochastického gradientního sestupu.

Jak je z příložených dat patrné, nejlepších výsledků je dosaženo za využití učebního

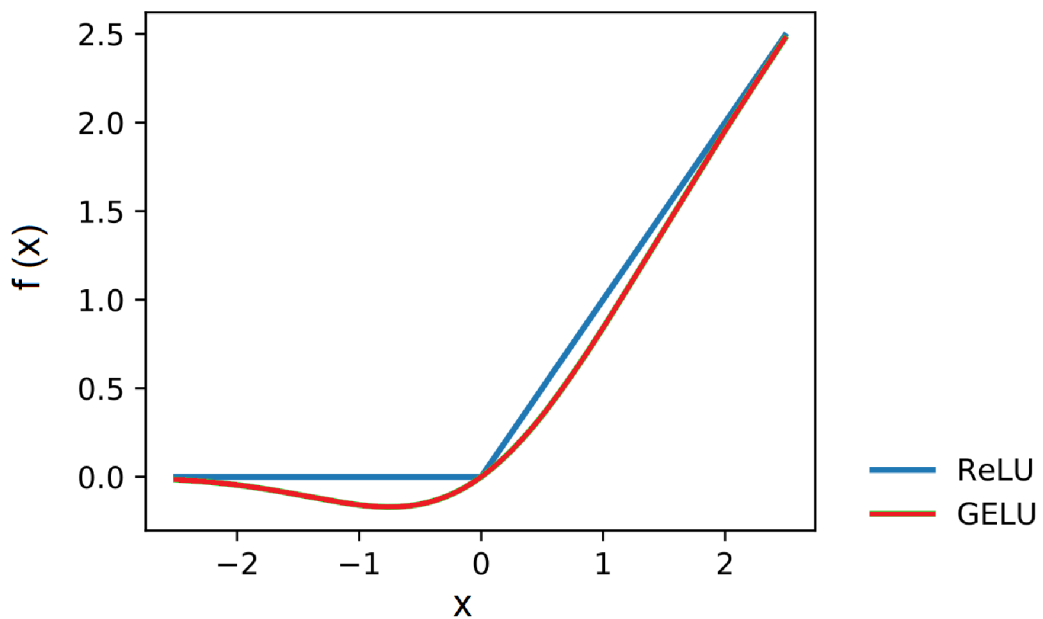
algoritmu ADAM. V případě, že byl použit nenulový parametr úpravy učebního kroku, dosahuje dobrých výsledků i algoritmus ADAMW. Algoritmus ASGD při řešení této úlohy selhává.

První aktivační funkce

Při návrhu sítě byly nacvičeny modely za využití ReLU a GELU aktivačních funkcí.

ReLU funkce je dnes hojně využívanou aktivační funkcí. Její výhodou je, že je po částech lineární a tedy velmi dobře derivovatelná, což je přínosné zvláště při zpětné propagaci signálu. Na rozdíl od mnoha jiných aktivačních funkcí (např. sigmoideální aktivační funkce) nedochází na jejích okrajích k saturaci, je ovšem náchylnější k problému mizejícího gradientu.

GELU (*Gaussian Error Linear Units*) je relativně nepříliš dlouho využívaná aktivační funkce. Její průběh je sice komplikovanější než průběh funkce ReLU a není po částech lineární, v některých aplikacích však GELU dosahuje lepších výsledků než funkce ReLU. Průběh obou funkcí je srovnán na obrázku níže.



Obr. 4.4: Průběh aktivační funkce ReLU a GELU

Počet obousměrných LSTM vrstev

Bylo odzkoušeno zařazení jedné až tří obousměrných LSTM sítí za sebou, z nichž každá obsahovala 64 neuronů pro každý z obou směrů. Nejlepších výsledků bylo dosaženo ve chvíli, kdy byly za sebe do bloku položeny dvě takovéto vrstvy. Je patrné, že výkon modelů po přidání druhé vrstvy markantně vzrostl.

Počet plně propojených vrstev

Během hledání optimální architektury sítě jsme za sebou do bloku zkusili zařadit jednu až dvě plně propojené sítě. Bylo zjištěno, že nejlepších výsledků dosahují architektury s vyšším počtem LSTM sítí a jednou plně propojenou vrstvou. Při zařazení vyššího počtu plně propojených sítí nebylo většinou dosahováno již tak dobrých výsledků.

4.4 Vymezovač QRS komplexu

V posledním úseku praktické části této práce jsme se věnovali sestavení algoritmu, který by z výstupu modelů učení dokázal co nejefektivněji určit hodnoty QRSON, QRSoFF a především hodnotu QRSD.

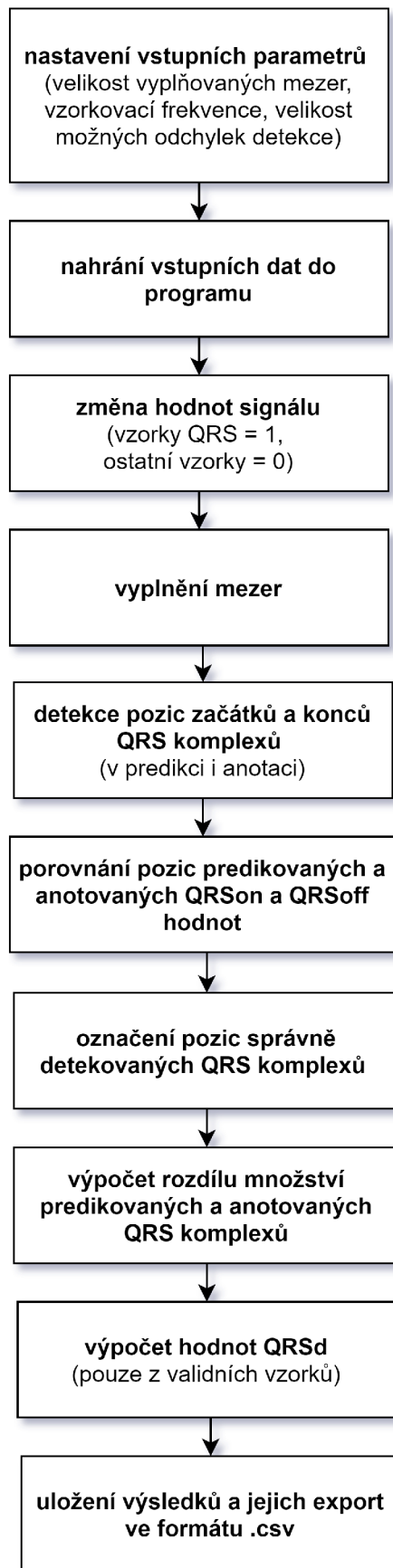
Tento algoritmus pracoval s daty predikovanými modely s největší efektivitou detekce QRS komplexů dle jednoduchého předpokladu, že tyto modely budou dosahovat i nejlepšího vymezení QRS komplexů.

Tento úsek praktické části byl opět implementován v programovacím jazyce MATLAB.

Do algoritmu opět vstupovala data ve formátu CSV získaná pomocí modelu hlubokého učení v předchozím kroku procesu. Soubor vždy obsahoval tři sloupcové vektory, kdy první z nich nesl pouze informaci o indexu pozice, druhý obsahoval příslušnost dané pozice k třídě predikované příslušným modelem a ve třetím sloupci byly obsaženy anotace tříd příslušící k jednotlivým pozicím (*ground truth*).

Po načtení dat do algoritmu došlo k jejich úpravě, kdy všechny pozice v obou signálech (v predikci i anotaci), na kterých byl zaznamenán QRS komplex, byly nastaveny na hodnotu 1 a všechny zbylé pozice pak na hodnotu 0.

Následně došlo v predikovaném signálu k vyplnění mezer mezi jinak souvislým výskytem hodnot 1 tak, že pokud bylo mezi dvěma výskyty hodnoty 1 méně jak 12 pozic označených jako 0, došlo k jejich přepsání na hodnotu 1 (tedy na hodnotu označující výskyt QRS komplexu). Při aplikaci tohoto postupu jsme vycházeli ze znalostí fyziologie srdce, vzniku srdečního stahu a ze vzorkovací frekvence, se kterou byl záznam pořízen. Počet 12 vzorků představuje při vzorkovací frekvenci 250 Hz časový úsek 48 ms.



Obr. 4.5: Blokové schéma návrhu algoritmu vymezořovače

To je bezpečně malá hodnota na to, aby nemohlo dojít ke dvěma po sobě jdoucím stahům, a vzhledem k délce trvání QRS komplexu 60 - 100 ms, je více než patrné, že se v takovém případě jedná o jeden QRS komplex, v jehož průběhu bylo pouze několik bodů špatně anotováno (viz. kapitola 1.2). Tímto vyplněním mezer se nám povedlo značně snížit počet falešně detekovaných hodnot QRSON a QRSOFF a celkově zlepšit detekční vlastnosti algoritmu. Vzhledem k tomu, že ostatní databáze byly snímány s podstatně vyšší frekvencí, byla velikost vyplňovaných mezer zvětšena.

Dále byly v tomto algoritmu iterativní metodou zjištěny jednotlivé pozice začátků a konců QRS komplexů v predikci a v anotaci signálu. Byly zaznamenány indexy jednotlivých QRSON a QRSOFF hodnot. Následně byl vypočítán počet detekovaných a počet anotovaných QRS komplexů. Při hledání hodnot QRSON a QRSOFF v predikovaném signálu byly použity další dvě optimalizační metody, pomocí nichž jsme snížili počet falešně detekovaných hodnot. První z nich byla aplikace pravidla, podle kterého může být hodnota QRSOFF detekovaná až po detekci QRSON a naopak. Druhým pravidlem bylo to, že mezi výskytem dvou hodnot QRSON či dvou hodnot QRSOFF musí být prodleva delší než 50 ms. Z fyziologického hlediska je doba 50 ms mezi dvěma začátky či konci QRS značně podhodnocená, nicméně i tak značně přispěje ke snížení falešných detekcí.

Takto detekované začátky a konce QRS komplexů byly dle anotace porovnány se skutečným výskytem těchto hodnot v signálu. Ve chvíli, kdy jsme porovnávali indexy jednotlivých detekovaných a anotovaných hodnot přesně pozici na pozici, se zdála výkonnost naše algoritmu velmi slabá. Když jsme ale následně přijali, že je možné, že byla námi detekovaná hodnota QRSON/QRSOFF určena s jistou odchylkou od anotované hodnoty, a začali jsme tuto hodnotu porovnávat s anotovanou hodnotou a jejím blízkým okolím, počet správně detekovaných hodnot začal rapidně vzrůstat. Prohledávaná oblast v okolí anotované pozice byla postupně rozšiřována s tím, že při každém zvětšení této oblasti byl zaznamenán počet správně detekovaných QRSON/QRSOFF hodnot. Díky tomu je možné sledovat zmenšující se rozdíl mezi počtem správně detekovaných hodnot a počtem hodnot anotovaných v závislosti na zvětšující se připuštěné odchylce.

Z validně detekovaných QRS komplexů byla vypočítána hodnota QRSD, která byla posléze porovnána s anotovanou hodnotou QRSD. Z těchto dat bylo možné následně dopočítat odchylku a rozptyl predikované hodnoty QRSD od hodnoty určené expertem.

Všechny detekované a dopočítané hodnoty v průběhu tohoto algoritmu byly uloženy do tabulky a exportovány opět ve formátu CSV.

5 Dosažené výsledky

V této kapitole jsou shrnuty nejlepší dosažené výsledky tohoto algoritmu. V podkapitole níže je hodnocena schopnost algoritmu segmentovat EKG signál do vln P a T, do QRS komplexu a místa izolinií, kde se tyto anotované vlny nevyskytují. Další podkapitola je věnovaná zvláště modelům, které dosahují ze všech nacvičených modelů nejlepšího výkonu při detekci QRS komplexů. Dále zde najdeme podkapitolu s výsledky, jak správně a efektivně dokáže algoritmus určovat začátek a konec QRS komplexu a především hodnotu QRSd, která má z klinického pohledu velký význam.

Poslední podkapitola je věnovaná komparaci našich výsledků s výsledky, jichž dosáhli ostatní autoři zabývající se touto problematikou.

5.1 Úspěšnost segmentace EKG signálu

V této kapitole jsou představeny tři modely hlubokého učení, které dosáhly nejlepších výsledků při celkové segmentaci EKG vln. Vzhledem k tomu, že QT databáze byla jedinou databází, která obsahovala vedle anotace QRS komplexů ještě anotace dalších vln, jsou níže prezentované výsledky dosaženy na datech pouze z této databáze.

Tab. 5.1: Nastavení modelů dosahujících nejlepšího výkonu při segmentaci EKG - databáze QT

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. fce	učební algoritmus	vel. dav.	počet epoch	uč. krok	dec.	délka okna	přek. oken
#194	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	700	100
#211	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,005	0	300	50
#242	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	500	100

- číslo mod. - číslo modelu
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy- aktiv. fce - aktivační funkce
- vel. dav. - velikost dávky
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Při pohledu na data obsažená v tabulce 5.1 je možné konstatovat, že všechny modely, které dosahují při segmentaci nejvyšší efektivity, mají, co se týče použité architektury sítě a parametrů učení, několik společných znaků. Všechny tyto modely jsou učeny na architekturách, které obsahují více než jednu obousměrnou LSTM vrstvu, všechny využívají učební algoritmus ADAM a jako první aktivační funkci ReLU. Ani jeden z těchto modelů také nevyužívá úpravu kroku učení.

Tab. 5.2: Výsledky modelů dosahujících nejlepšího výkonu při segmentaci EKG - databáze QT

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#194	0,88	0,76	0,77	0,76	0,92	0,84	0,83	0,83	0,95	0,91	0,87	0,89
#211	0,88	0,76	0,77	0,76	0,92	0,83	0,84	0,83	0,94	0,88	0,87	0,88
#242	0,89	0,74	0,79	0,76	0,92	0,81	0,87	0,84	0,96	0,91	0,92	0,91
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

Jak je patrné z tabulky 5.2, žádný z námi navržených modelů nedosahuje na testovací sadě větší celkové přesnosti než 89 %, na druhou stranu je ale povzbudivé, že žádný ze sledovaných parametrů neklesne pod 74 %. Můžeme tedy konstatovat, že tyto modely by bylo možné reálně využít k segmentaci EKG signálu.

Tab. 5.3: Výsledky modelu #194 - databáze QT

	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes	senz	P+	F1	přes	senz	P+	F1	přes	senz	P+	F1
P vlna	0,94	0,73	0,72	0,72	0,96	0,84	0,75	0,79	0,97	0,93	0,77	0,84
QRS	0,96	0,82	0,86	0,84	0,97	0,88	0,88	0,88	0,98	0,94	0,93	0,93
T vlna	0,86	0,67	0,73	0,70	0,91	0,75	0,85	0,80	0,94	0,91	0,87	0,89
izolinie	0,77	0,80	0,76	0,78	0,86	0,88	0,86	0,87	0,90	0,87	0,93	0,90
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

Tab. 5.4: Výsledky modelu #211 - databáze QT

	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes	senz	P+	F1	přes	senz	P+	F1	přes	senz	P+	F1
P vlna	0,94	0,65	0,78	0,71	0,96	0,73	0,84	0,78	0,97	0,83	0,84	0,83
QRS	0,96	0,86	0,84	0,85	0,97	0,88	0,90	0,89	0,98	0,95	0,91	0,93
T vlna	0,85	0,81	0,67	0,73	0,90	0,85	0,76	0,80	0,93	0,88	0,84	0,86
izolinie	0,77	0,74	0,80	0,77	0,85	0,85	0,87	0,86	0,89	0,87	0,90	0,88
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

Tab. 5.5: Výsledky modelu #242 - databáze QT

	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes	senz	P+	F1	přes	senz	P+	F1	přes	senz	P+	F1
P vlna	0,93	0,64	0,72	0,68	0,97	0,75	0,88	0,81	0,98	0,88	0,88	0,88
QRS	0,97	0,83	0,90	0,87	0,97	0,84	0,93	0,88	0,98	0,94	0,95	0,95
T vlna	0,87	0,62	0,80	0,70	0,90	0,74	0,82	0,78	0,95	0,86	0,93	0,89
izolinie	0,79	0,87	0,75	0,81	0,85	0,91	0,84	0,87	0,92	0,94	0,90	0,92
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

Z údajů obsažených v tabulkách 5.3, 5.4 a 5.5, které obsahují podrobnější popis úspěšnosti segmentace jednotlivých EKG vln v různých datových sadách, není možné říci, že by některý z modelů při detekci jedné z vln EKG signálu selhával. Můžeme ale konstatovat, že modely #211 a #242 dosahují znatelně horší senzitivity při detekci P vlny než model #194. Ten se od zbylých dvou liší tím, že obsahuje více LSTM vrstev. Při pohledu na výsledky dalších natrénovaných a otestovaných modelů nemůžeme konstatovat, že by zrovna toto byl důvod nižšího výkonu při detekci P vlny. Naopak lze říct, že většina námi natrénovaných modelů dosahuje při detekci P vlny horších výsledků než u dalších vln.

5.2 Úspěšnost detekce QRS komplexu

Úspěšnost detekce QRS komplexů byla pro tuto práci stěžejní, neboť výstupy z modelů, které dosáhly při segmentaci QRS komplexů nejlepších výsledků, byly dále využity pro určování hodnot QRSON, QRSOFF a QRSD.

Již z výsledků obsažených v tabulkách 5.3, 5.4 a 5.5 je patrné, že QRS komplex je ze všech anotovaných vln segmentovaný nejlépe.

5.2.1 Úspěšnost detekce QRS komplexu v QT databázi

Jak již bylo zmíněno výše, hlavní databází, na kterou se zaměřovala tato práce, byla databáze QT, a to hned z několika důvodů. Oproti zbylým dvou databázím obsahuje QT databáze celé a dostatečně dlouhé záznamy EKG signálu s větším počtem anotovaných vln. Optimalizace učení modelů se proto soustředila hlavně na data z této databáze, a na data z ostatních dvou databází byla použita nastavení sítě a parametrů učení, která se jevila jako optimální právě pro QT databázi.

Tabulka 5.6 obsahuje přehled parametrů modelů, které při segmentaci QRS dosahovaly nejlepších výsledků. Samotné výsledky úspěšnosti segmentace těmito modely jsou pak uvedeny v tabulce 5.7.

Tab. 5.6: Nastavení modelů dosahujících nejlepšího výkonu při detekci QRS v databázi QT

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. fce	učební algoritmus	vel. dav.	počet epoch	uč. krok	dec.	délka okna	přek. oken
#207	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	700	100
#211	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,005	0	300	50
#227	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0	500	100
#243	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0	500	100

- číslo mod. - číslo modelu
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. fce - aktivační funkce
- vel. dav. - velikost dávky
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Z výsledků je jasné, že námi navržené a natrénované modely podávají při segmentaci QRS komplexu poměrně dobré výsledky. Žádný z námi sledovaných parametrů nenabývá méně než 80 %, a to na žádné ze sad.

Tab. 5.7: Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi QT

číslo mod.	TESTOVACÍ DATASET				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#207	0,96	0,82	0,88	0,85	0,98	0,88	0,92	0,90	0,98	0,92	0,97	0,95
#211	0,96	0,86	0,84	0,85	0,97	0,88	0,90	0,89	0,98	0,95	0,91	0,93
#227	0,96	0,83	0,85	0,84	0,97	0,89	0,89	0,89	0,98	0,95	0,93	0,94
#243	0,96	0,81	0,87	0,83	0,97	0,82	0,93	0,87	0,99	0,95	0,96	0,95
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

5.2.2 Úspěšnost detekce QRS komplexu v THEW databázi

Na datech z databáze THEW byly naučeny a otestovány modely se stejnou architekturou a počátečním nastavením jako na databázi QT (viz. tabulka 5.6). Vzhledem k rozdílné použité vzorkovací frekvenci a k tomu, že data v této databázi jsou ve své podstatě značně odlišná od databáze QT (nejedná se o celý signál EKG, nýbrž pouze o transparentní úseky QRS komplexů), nebyly použity již naučené modely. Ty nebyly ani doučovány na nových datech, ale byly naučeny modely úplně nové. Vzhledem k délkám jednotlivých úseků také nebylo možné data podvzorkovat na stejnou vzorkovací frekvenci jako data v databázi QT.

Z důvodu vyšší vzorkovací frekvence byl vedle modelů s počátečním nastavením uvedeným v tabulce 5.6 naučen ještě jeden model navíc s menší délkou okna, od které jsme si slibovali lepší využití časové informace dat. Počáteční nastavení tohoto modelu je zaneseno v tabulce 5.8.

Jak je vidět z tabulky 5.9, segmentace QRS komplexu na této databázi proběhla poměrně úspěšně, přestože ze začátku panovaly o kvalitě detekce QRS na těchto datech značné pochyby. Oproti původnímu očekávání dosáhl nejlepších výsledků model s počátečním nastavením #207, který ze všech modelů odzkoušených na této databázi používá největší délku okna.

Tab. 5.8: Nastavení modelu trénovaného navíc pro data z databází THEW a FNKV

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. fce	učební algoritmus	vel. dav.	počet epoch	uč. krok	dec.	délka okna	přek. oken
250	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	60	0,001	0	150	50
- číslo mod. - číslo modelu - FC - počet plně propojených sítí - RNN - počet LSTM sítí - rovn. - rovnoměrně rozložené váhy - aktiv. fce - aktivační funkce - vel. dav. - velikost dávky - dec. - úprava kroku učení - přek. oken - překryv oken											

Tab. 5.9: Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi THEW

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
T207	0,99	0,95	0,91	0,93	0,99	0,93	0,93	0,93	0,99	0,94	0,95	0,94
T211	0,97	0,92	0,84	0,88	0,98	0,90	0,89	0,90	0,98	0,91	0,88	0,90
T227	0,97	0,83	0,92	0,87	0,97	0,83	0,92	0,87	0,97	0,83	0,94	0,88
T243	0,97	0,94	0,84	0,88	0,98	0,93	0,88	0,90	0,98	0,93	0,87	0,90
T251	0,97	0,96	0,83	0,89	0,98	0,94	0,85	0,90	0,98	0,95	0,87	0,91
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

5.2.3 Úspěšnost detekce QRS komplexu ve FNKV databázi

Segmentace na datech z databáze FNKV se nakonec ukázala jako nejvíce problematická. Bylo to dáno zejména mylnou úvahou, že bude modely nejlepší učit na obou typech záznamu, tedy jak s ponechaným stimulačním hrotem, tak bez něj. Přítomnost dvou prakticky stejných záznamů se ale během učení projevila jako značný problém, a modely se po chvíli přestaly učit. Model byl tedy učen a validován pouze na signálech bez hrotu. Testování proběhlo zvlášť na datech se *spikem* a bez něj, přičemž data v obou testovacích sadách pocházela od stejných pacientů.

Tab. 5.10: Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi FNKV - trénovací a validační sada

číslo mod.	TRÉNOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
T207	0,94	0,52	0,72	0,60	0,93	0,56	0,68	0,61
T211	0,93	0,60	0,63	0,61	0,93	0,63	0,66	0,64
T227	0,95	0,71	0,72	0,71	0,95	0,74	0,73	0,74
T243	0,94	0,68	0,66	0,67	0,93	0,71	0,65	0,68
T251	0,95	0,76	0,70	0,73	0,95	0,81	0,71	0,76
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre								

Tab. 5.11: Výsledky nejlepších modelů dosažené při detekci QRS komplexů v databázi FNKV - testovací sada bez stimulace a testovací sada se stimulací

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA BEZ STIMULACE				TESTOVACÍ SADA SE STIMULACÍ			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
T207	0,94	0,52	0,72	0,60	0,89	0,25	0,40	0,30
T211	0,92	0,53	0,63	0,57	0,89	0,70	0,48	0,57
T227	0,93	0,65	0,64	0,65	0,90	0,41	0,53	0,47
T243	0,94	0,68	0,66	0,67	0,89	0,38	0,45	0,41
T251	0,93	0,68	0,65	0,67	0,88	0,70	0,45	0,55
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre								

Jak je vidno z tabulek 5.10 a 5.11, použité nastavení modelů nedosahuje tak dobrých výsledků jako v případech předchozích dvou databází, místy tyto modely při segmentaci QRS doslova selhávají. Důvodů, proč tomu tak je, se nabízí hned několik. Může to být zapříčiněno velmi vysokou vzorkovací frekvencí, se kterou byla data nasnímána, může se jednat o příliš krátké úseky záznamu, nebo může jít zkrátka o tak širokou morfolonii EKG (musíme brát v úvahu, že se jedná o nefyziologické průběhy EKG), že si s nimi tato neuronová síť při dané velikosti trénovacího datasetu

nedokáže poradit. Dalším velmi prostým vysvětlením této skutečnosti mohou být pouze nevhodně zvolené parametry učení. V případě testovací sady se stimulačním hrotem by jistě alespoň částečně pomohlo nacvičit samostatné modely na datech, která též obsahují záznamy stimulačního hrotu.

5.3 Výsledky dosažené vymežovačem QRS komplexu

V této kapitole jsou shrnuty výsledky detekce začátků a konců QRS komplexů, jichž bylo dosaženo na základě dat získaných pomocí modelů strojového učení specifikovaných v tabulkách 5.1 a 5.8.

Hlavními kritérii, která byla v této části práce hodnocena, byl především počet detekovaných QRS komplexů a počet komplexů anotovaných. Tento údaj je ve výsledcích vyjádřen rozdílem mezi počtem QRS komplexů predikovaných a anotovaných, čímž dostáváme informaci o tom, zda bylo predikovaných komplexů více či méně (záporná hodnota svědčí o tom, že nebyly detekovány všechny QRS komplexy, kladná hodnota naopak vypovídá o falešně detekovaných komplexech). Dále byla hodnocena úspěšnost detekce QR_{Son} a QR_{Soff} v daném rozmezí od anotované pozice. Tato informace je vždy vyjádřena poměrem správně detekovaných hodnot ku celkovému počtu hodnot anotovaných. Následně byl vypočítán průměrný rozdíl mezi velikostí detekovaných a anotovaných hodnot QR_{Sd}. Znaménko tohoto průměru nám opět podává informaci, jestli námi detekované komplexy byly v globálu delší (kladná hodnota) nebo kratší (záporná hodnota) oproti anotaci. Vedle tohoto průměru byl následně ještě vypočítán průměr z absolutních hodnot rozdílu predikovaných a anotovaných hodnot QR_{Sd}. Tento údaj nám vyjadřuje průměrný rozdíl mezi délkami predikovaných a anotovaných QR_{Sd}. Oba průměry QR_{Sd} hodnoty byly vypočítány pouze z validních vzorků.

Všechny tyto údaje byly počítány zvlášť pro každý vstup do vymežovače QRS komplexů a následně byly tyto hodnoty zprůměrovány v rámci všech vstupů jednoho datasetu a použitého modelu. Z průměru absolutních hodnot rozdílu predikovaných hodnot QR_{Sd} byla navíc vypočítána směrodatná odchylka a rozptyl. Tyto údaje byly také graficky znázorněny pomocí krabicových grafů (*boxplotů*). Všechny údaje QR_{Sd} jsou uváděny v milisekundách.

5.3.1 Úspěšnost vymežovače QRS komplexu v QT databázi

V tabulkách níže uvádíme výsledky detekce hodnot QR_{Son}, QR_{Soff} a QR_{Sd} na databázi QT. Vzhledem k široké morfologii EKG signálu, která je v této databázi obsažena, byla odchylka a rozptyl QR_{Sd} hodnot poměrně vysoká. To je dobře patrné i z uvedených krabicových grafů 5.1, 5.2 a 5.3.

Při podrobném zkoumání detailnějších výstupů vymezovače ze vstupních dat vytvořených různými modely (tyto výstupy jsou taktéž přiloženy k práci) shledáváme, že vymezovač opakovaně dosahuje podprůměrných výsledků u stejných pacientů. Je tedy možné předpokládat, že se jedná o pacienty s atypickým či velmi těžce definovatelným průběhem QRS komplexů.

Při vzorkovací frekvenci 250 Hz (vzorkovací frekvence použitá u QT databáze) znamenalo rozšíření okna o jednu pozici na každou stranu zvýšení odchylky detekce o 4 ms. Okno bylo postupně rozšiřováno až na velikost devíti vzorků na každou stranu od anotované pozice QRSon či QRSoft s krokem zvětšení vždy o jednu pozici na každou stranu.

Tab. 5.12: Množství detekovaných QRSon při zvětšujícím se detekčním okně - databáze QT

TESTOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,19	0,46	0,60	0,68	0,76	0,82	0,86	0,88	0,90	0,91
#211	0,14	0,30	0,46	0,59	0,69	0,77	0,84	0,87	0,90	0,92
#227	0,17	0,43	0,57	0,65	0,73	0,80	0,85	0,89	0,92	0,94
#243	0,13	0,30	0,44	0,58	0,67	0,73	0,79	0,83	0,85	0,87
VALIDAČNÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,33	0,62	0,71	0,76	0,79	0,83	0,86	0,90	0,92	0,93
#211	0,30	0,51	0,61	0,68	0,73	0,78	0,83	0,87	0,91	0,92
#227	0,33	0,59	0,68	0,73	0,76	0,79	0,82	0,85	0,87	0,89
#243	0,29	0,57	0,65	0,70	0,73	0,76	0,79	0,82	0,85	0,86
TRÉNOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,50	0,79	0,84	0,87	0,89	0,91	0,93	0,94	0,96	0,96
#211	0,39	0,68	0,75	0,79	0,84	0,89	0,91	0,94	0,95	0,96
#227	0,48	0,77	0,81	0,84	0,87	0,90	0,92	0,94	0,95	0,96
#243	0,52	0,81	0,86	0,88	0,90	0,92	0,94	0,95	0,96	0,97

Jak je vidno z tabulek 5.12 a 5.13, dosahují modely na této databázi poměrně dobrých výsledků. Po rozšíření detekčního okna o tři vzorky na každou stranu dochází u všech odzkoušených modelů na všech detekčních sadách ke správné detekci více jak 50 % obou hodnot. Za použití takto velkého detekčního okna je tedy správná hodnota určena s odchylkou 12 ms na obě strany signálu. Při detekci obou hodnot dosahují nejlepších výsledků data detekovaná modelem #207.

Tab. 5.13: Množství detekovaných QRSoff při zvětšujícím se detekčním okně - databáze QT

TESTOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,24	0,52	0,64	0,72	0,76	0,78	0,81	0,83	0,84	0,85
#211	0,14	0,36	0,48	0,59	0,68	0,74	0,78	0,81	0,84	0,86
#227	0,15	0,39	0,54	0,63	0,69	0,73	0,76	0,78	0,80	0,83
#243	0,23	0,47	0,60	0,67	0,73	0,77	0,81	0,84	0,85	0,86
VALIDAČNÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,45	0,73	0,81	0,84	0,86	0,88	0,89	0,90	0,91	0,92
#211	0,29	0,65	0,77	0,82	0,84	0,86	0,87	0,88	0,90	0,91
#227	0,33	0,66	0,76	0,82	0,84	0,85	0,86	0,88	0,89	0,90
#243	0,35	0,66	0,75	0,81	0,83	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87
TRÉNOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,53	0,82	0,88	0,91	0,93	0,95	0,96	0,96	0,97	0,97
#211	0,32	0,71	0,82	0,86	0,89	0,91	0,93	0,94	0,95	0,96
#227	0,47	0,77	0,84	0,88	0,91	0,93	0,94	0,95	0,96	0,97
#243	0,54	0,86	0,91	0,94	0,95	0,96	0,97	0,97	0,98	0,98

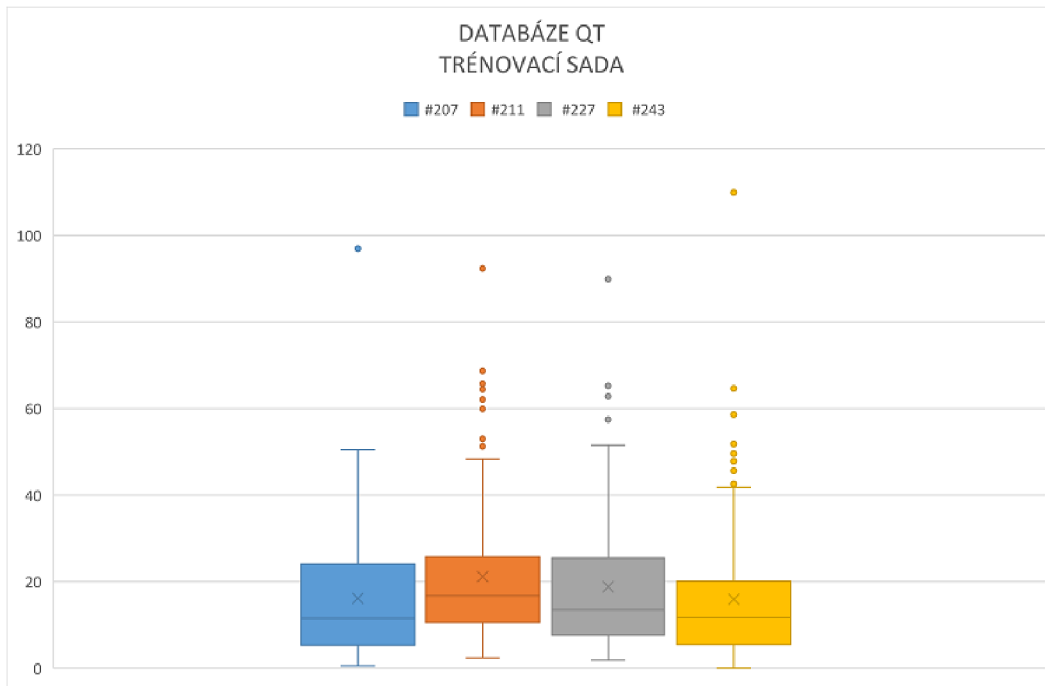
U tohoto modelu je dosažena vyšší než 75% úspěšnost detekce obou hodnot ve všech sadách za využití detekčního okna s velikostí pěti vzorků (odchylka 16 ms) na obě strany signálu.

Při pohledu na tabulku 5.14 je možné konstatovat, že dochází spíše k falešně pozitivním detekcím QRS komplexů, než že by bylo detekováno méně komplexů než anotováno. V zásadě je možné prohlásit, že při detekci QRS komplexů byl tento algoritmus poměrně úspěšný. Největšího množství špatně detekovaných QRS komplexů dosáhl model #243 na datech z testovací sady, kdy detekoval průměrně 112,5 falešně pozitivních QRS komplexů na jeden vstupní signál. Při průměrném počtu 1174 anotovaných QRS komplexů na jeden vstupní signál této sady ale dosahuje i tento model více než 90% úspěšnosti při detekci QRS komplexů.

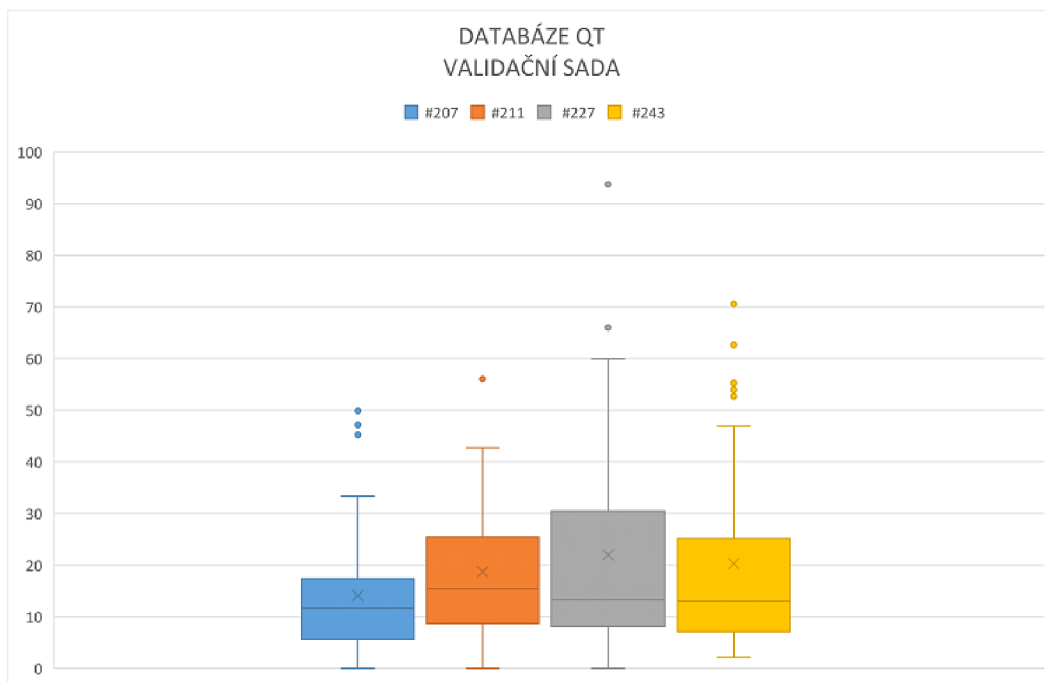
Nejlepší výsledky při detekci hodnoty QRSd vykazuje opět model s počátečním nastavením #207. Na testovací sadě dosahuje jím detekovaná hodnota QRSd v průměru o 20 ms jiné číslo než u hodnoty anotované. Na trénovací sadě pak pouze o 16 ms a na validační o 14 ms. Směrodatná odchylka průměrné chyby při detekci QRSd na testovací sadě je 16,74 ms. Z hodnot rozdílu QRSd můžeme říci, že model průměrně detekoval hodnotu QRSd o trochu kratší než byly hodnoty anotované.

Tab. 5.14: Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotovaných hodnot QRSd - databáze QT

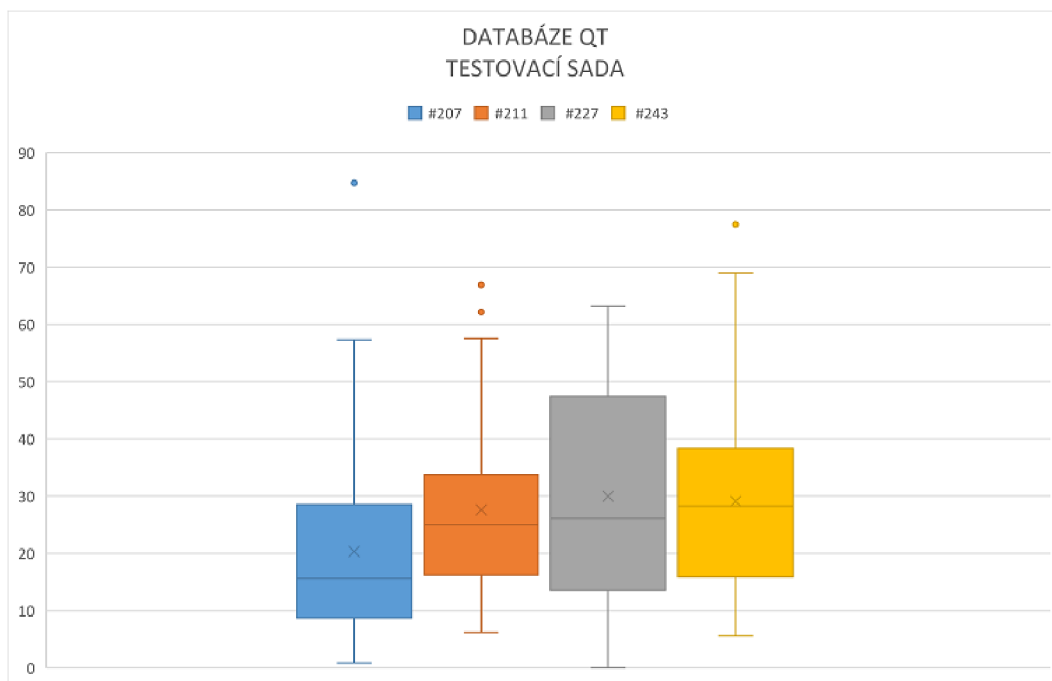
TESTOVACÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	-33,67	46,29	20,34	16,74	273,57	-1,53	21,69	459,12
#211	9,50	19,83	27,61	14,69	210,75	2,59	27,21	722,93
#227	51,05	65,64	30,00	18,55	321,51	-0,35	29,89	871,92
#243	91,26	112,05	29,08	17,93	313,88	-8,34	26,63	692,19
VALIDAČNÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	-3,26	36,55	14,05	12,18	144,85	-2,05	11,99	140,20
#211	-6,17	32,74	18,65	12,60	154,81	1,06	17,42	296,16
#227	48,12	70,24	21,38	20,88	424,29	0,75	18,81	345,09
#243	65,55	91,83	20,36	18,55	335,55	-10,67	21,58	454,48
TRÉNOVACÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	4,07	5,27	16,16	14,64	212,57	-4,68	12,60	157,39
#211	18,79	19,31	21,16	16,17	259,40	3,63	14,38	205,27
#227	10,59	11,50	18,80	15,84	249,05	2,24	11,96	142,01
#243	10,94	11,39	15,93	15,69	244,18	-1,54	7,96	62,92
- rozdíl - průměrný rozdíl v počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. - průměrný rozdíl z absolutních hodnot počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. QRSd - rozdíl absolutních hodnot detekovaných a anotovaných QRSd - rozdíl QRSd - rozdíl hodnot detekovaných a anotovaných QRSd								



Obr. 5.1: Boxplot rozdílu anotovaných a predikovaných hodnot QRSd (databáze QT - trénovací sada)



Obr. 5.2: Boxplot rozdílu anotovaných a predikovaných hodnot QRSd (databáze QT - validační sada)



Obr. 5.3: Boxplot rozdílu anotovaných a predikovaných hodnot QRSd (databáze QT - testovací sada)

5.3.2 Úspěšnost vymezovače QRS komplexu v THEW databázi

Stejně jako u segmentace QRS komplexu, modely předčily očekávání i při detekci hodnot QRSON, QRSoFF a QRSd na datech z databáze THEW. Je pravdou, že záznamy byly kratší a morfologie průběhu QRS komplexů byla chudší než u databáze QT, ale to nic nemění na tom, že detekční algoritmus dosahuje na datech z této databáze dobrých výsledků.

Vstupy algoritmu v tomto případě představoval signál tvořený záznamy QRS komplexu ze všech svodů jednoho pacienta.

Při detekci dat z této databáze bylo zmírněno pravidlo, že dvě po sobě jdoucí hodnoty QRSON či QRSoFF nesmí mít mezi sebou kratší čas výskytu než 50 ms. Signály v této databázi nejsou celými EKG záznamy a proto zde toto pravidlo vycházející z fyziologie vzniku EKG signálu nemusí platit. Proto v tomto případě byla použita hodnota pouze 5 ms.

Všechny původní modely odzkoušené na databázi QT dosahují při detekci hodnot QRSON a QRSoFF na této databázi dobrých výsledků. Při detekci s velikostí detekčního okna 8 vzorků na obě strany (při použité vzorkovací frekvenci 1000 Hz je odchylka 8 ms na obě strany signálu) detekují všechny původní modely více jak 50 % všech konců QRS a více jak 70 % všech začátků QRS.

Tab. 5.15: Množství detekovaných QRson při zvětšujícím se detekčním okně - databáze THEW

TESTOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,08	0,56	0,78	0,88	0,93	0,96	0,97	0,98	0,99	0,99
#211	0,07	0,50	0,76	0,88	0,93	0,96	0,98	0,98	0,99	0,99
#227	0,07	0,53	0,74	0,83	0,87	0,90	0,92	0,93	0,94	0,95
#243	0,08	0,59	0,81	0,89	0,92	0,95	0,96	0,96	0,97	0,97
251	0,03	0,21	0,41	0,63	0,76	0,85	0,91	0,93	0,95	0,96
VALIDAČNÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,08	0,59	0,80	0,90	0,94	0,96	0,97	0,98	0,98	0,99
#211	0,06	0,50	0,79	0,88	0,93	0,96	0,97	0,98	0,98	0,98
#227	0,08	0,55	0,74	0,83	0,88	0,91	0,92	0,93	0,94	0,95
#243	0,08	0,60	0,80	0,89	0,94	0,97	0,98	0,98	0,98	0,99
251	0,02	0,22	0,45	0,68	0,81	0,88	0,93	0,96	0,97	0,98
TRÉNOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,06	0,57	0,82	0,92	0,95	0,97	0,98	0,98	0,99	0,99
#211	0,06	0,48	0,77	0,90	0,95	0,97	0,98	0,98	0,99	0,99
#227	0,08	0,55	0,74	0,83	0,88	0,91	0,92	0,93	0,94	0,95
#243	0,08	0,57	0,81	0,90	0,94	0,96	0,97	0,97	0,98	0,98
251	0,03	0,21	0,42	0,64	0,81	0,89	0,93	0,96	0,97	0,98

Nejlepších výsledků při detekci QRson a QRsoff hodnot v této databázi dosahoval patrně opět model s počátečním nastavením #207. Tento model byl schopný detekovat, za použití detekčního okna šestnácti vzorků na obě strany signálu (16 ms), více jak 93 % všech začátků QRS komplexů a více jak 83 % všech konců QRS komplexů ve všech sadách.

V kontrastu s původními modely, model s nastavením 251, ve kterém bylo odzkoušeno využití menší délky okna vstupního signálu, při detekci QRson a QRsoff hodnot nedosahuje tak dobrých výsledků, jak bylo očekáváno.

I při detekci hodnoty QRsd je dosaženo nejlepších výsledků na datech produkovaných modelem #207. V průměru nedetekuje tento model pouze 0,76 komplexů na jeden vstupní signál a průměrná chyba mezi detekovanou a anotovanou hodnotou QRsd na testovací sadě je 16 ms, což je celkem přijatelný výsledek. I na této sadě byly detekované hodnoty QRsd v průměru kratší oproti anotovaným hodnotám QRsd.

Tab. 5.16: Množství detekovaných QRSoFF při zvětšujícím se detekčním okně - databáze THEW

TESTOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,06	0,38	0,62	0,77	0,84	0,89	0,93	0,95	0,97	0,98
#211	0,05	0,36	0,60	0,76	0,86	0,91	0,94	0,96	0,97	0,99
#227	0,05	0,32	0,53	0,68	0,80	0,86	0,89	0,90	0,92	0,94
#243	0,04	0,32	0,51	0,65	0,75	0,80	0,85	0,89	0,92	0,93
251	0,04	0,29	0,47	0,62	0,74	0,84	0,89	0,92	0,94	0,96
VALIDAČNÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,05	0,40	0,63	0,76	0,83	0,88	0,92	0,95	0,97	0,97
#211	0,04	0,35	0,61	0,76	0,85	0,89	0,93	0,95	0,97	0,97
#227	0,04	0,29	0,53	0,69	0,79	0,85	0,89	0,91	0,93	0,94
#243	0,04	0,31	0,54	0,67	0,77	0,82	0,88	0,91	0,93	0,95
251	0,03	0,27	0,48	0,63	0,74	0,82	0,90	0,93	0,96	0,97
TRÉNOVACÍ SADA										
[ms]	0	±4	±8	±12	±16	±20	±24	±28	±32	±36
#207	0,06	0,42	0,67	0,81	0,88	0,93	0,96	0,98	0,99	0,99
#211	0,04	0,36	0,62	0,78	0,87	0,93	0,96	0,98	0,98	0,99
#227	0,04	0,33	0,56	0,71	0,82	0,88	0,91	0,93	0,95	0,95
#243	0,04	0,33	0,57	0,71	0,81	0,87	0,91	0,93	0,95	0,97
251	0,03	0,26	0,46	0,63	0,78	0,87	0,92	0,95	0,97	0,98

5.3.3 Úspěšnost vymezovače QRS komplexu v FNKV databázi

Oproti dvou předchozím databázím signálů, při detekci hodnot QRSoN, QRSoFF a QRSoD náš algoritmus selhává.

Vysvětlení této skutečnosti může být hned několik. Nabízí se příliš vysoká vzorkovací frekvence, se kterou byla data pořízena a která nekorespondovala s počátečním nastavením modelů, příliš krátké úseky jednotlivých signálů, kvůli kterým nebylo možné využít schopnosti LSTM sítí správně vnímat časové závislosti, nebo případně malá délka detekčního okna, která musela být zvolena s ohledem na vzorkovací frekvenci a délku jednotlivých záznamů.

Stejně jako u databáze THEW, i v tomto případě nemohlo být zcela uplatněno pravidlo o časové prodlevě mezi dvěma vzorky QRSoN a QRSoFF, neboť i v tomto případě byl vstupní signál tvořen jednotlivými svody jednoho pacienta umístěnými za sebou.

Tab. 5.17: Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotovaných hodnot QRSd - databáze THEW (trénovací a validační sada)

TESTOVACÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	0,72	0,76	16,13	13,22	173,32	-4,36	14,39	205,40
#211	1,06	1,08	20,63	19,34	370,97	-2,90	15,77	246,76
#227	2,06	2,07	30,89	19,32	370,01	-11,76	24,53	596,69
#243	4,59	4,55	36,85	20,14	402,16	-19,28	24,95	617,34
251	0,96	1,05	25,28	13,53	181,44	7,00	18,37	334,71
VALIDAČNÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	0,70	0,82	16,77	15,52	238,76	-7,61	17,57	306,23
#211	0,93	1,00	18,34	16,01	254,07	-6,41	19,88	392,10
#227	2,06	2,11	30,33	19,97	395,69	-17,29	23,53	549,20
#243	3,81	3,81	32,26	21,77	470,04	-21,76	24,32	586,34
251	1,10	1,20	24,52	14,27	201,93	2,68	21,00	437,28
TRÉNOVACÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	0,63	0,65	14,37	11,42	145,66	-5,30	14,37	205,80
#211	0,88	0,89	17,85	16,60	249,89	-3,22	17,51	305,66
#227	2,06	2,15	30,07	19,70	401,77	-15,14	23,48	549,60
#243	4,19	4,19	32,77	20,51	429,36	-23,08	22,84	520,42
251	0,94	1,00	24,31	12,27	147,67	4,41	17,50	305,31
- rozdíl - průměrný rozdíl v počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. - průměrný rozdíl z absolutních hodnot počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. QRSd - rozdíl absolutních hodnot detekovaných a anotovaných QRSd - rozdíl QRSd - rozdíl hodnot detekovaných a anotovaných QRSd								

Detekční okno bylo v tomto případě voleno v rozmezí 0 až 45 vzorků na obě strany signálu s krokem 5 vzorků. To při vzorkovací frekvenci 5 000 Hz odpovídá úseku 0 až 9 ms na obě strany s rozšířením vždy po jedné milisekundě.

Nejlepším výsledkem při detekci hodnot na testovací sadě bez přítomnosti stimulačního hrotu bylo 56 % detekovaných začátků QRS komplexů a pouhých 38 % konců QRS komplexů. V testovací sadě s přítomným stimulačním hrotem bylo nejlepším dosaženým výsledkem 55 % detekovaných začátků QRS komplexů a pouhých 38 % konců QRS komplexů. Výkon modelů při detekci QRSON a QRSOFF hodnot na obou testovacích sadách je v zásadě stejný.

Naopak při porovnání množství detekovaných komplexů je mezi oběma testovacími sadami patrný citelný rozdíl. Vzhledem k tomu, že jeden vstupní signál obsahoval přesně 12 anotovaných QRS komplexů, je detekční schopnost tohoto algoritmu na testovací sadě s přítomnou stimulací opravdu slabá. Hodnoty QRSD byly počítány pouze z validně detekovaných QRS komplexů, a proto nemají údaje uvedené u stimulované testovací sady příliš vysokou výpovědní hodnotu.

Při detekci QRS komplexů na testovací sadě bez přítomnosti stimulačního hrotu dosahoval náš algoritmus u nejlepšího z modelů (i v tomto případě se jedná o model #207) 72% úspěšnosti. Průměrný rozdíl mezi detekovanými a anotovanými QRSD byl v tomto případě pouhých 11,87 ms a z rozdílu QRSD je patrné, že detekovaná hodnota QRSD byla oproti anotaci spíše kratší.

Vzhledem k rozdílným výsledkům, jenž byly dosaženy na obou testovacích sadách se zdá pravděpodobné, že kdyby byly modely učeny zvlášť na datech s přítomným *spikem*, bylo by dosaženo na této testovací sadě lepších výsledků.

Tab. 5.18: Množství detekovaných QRson při zvětšujícím se detekčním okně - databáze FNKV

TESTOVACÍ SADA										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,00	0,06	0,11	0,15	0,21	0,26	0,32	0,37	0,40	0,45
#211	0,01	0,06	0,13	0,18	0,22	0,26	0,30	0,36	0,42	0,46
#227	0,01	0,07	0,11	0,17	0,24	0,30	0,37	0,43	0,50	0,55
#243	0,01	0,09	0,18	0,24	0,30	0,36	0,39	0,44	0,50	0,56
251	0,00	0,03	0,09	0,12	0,16	0,20	0,24	0,29	0,35	0,39
TESTOVACÍ SADA - STIMULOVANÉ										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,00	0,06	0,11	0,15	0,20	0,25	0,30	0,35	0,40	0,45
#211	0,00	0,06	0,13	0,18	0,22	0,26	0,31	0,37	0,43	0,48
#227	0,01	0,07	0,11	0,18	0,24	0,29	0,35	0,41	0,47	0,53
#243	0,01	0,07	0,18	0,24	0,29	0,34	0,38	0,44	0,50	0,55
251	0,00	0,04	0,07	0,10	0,13	0,17	0,21	0,24	0,29	0,33
VALIDAČNÍ SADA										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,00	0,06	0,12	0,17	0,22	0,27	0,31	0,36	0,40	0,45
#211	0,00	0,04	0,07	0,12	0,19	0,23	0,30	0,34	0,40	0,44
#227	0,01	0,05	0,11	0,16	0,21	0,25	0,34	0,40	0,46	0,52
#243	0,01	0,07	0,14	0,23	0,29	0,36	0,40	0,46	0,51	0,56
251	0,01	0,04	0,10	0,16	0,20	0,24	0,26	0,30	0,34	0,36
TRÉNOVACÍ SADA										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,01	0,08	0,13	0,19	0,25	0,29	0,34	0,40	0,44	0,48
#211	0,00	0,04	0,07	0,12	0,19	0,24	0,30	0,35	0,40	0,44
#227	0,01	0,08	0,15	0,22	0,28	0,33	0,39	0,43	0,48	0,53
#243	0,00	0,08	0,16	0,24	0,32	0,38	0,44	0,48	0,53	0,58
251	0,00	0,04	0,08	0,13	0,18	0,23	0,28	0,32	0,37	0,42

Tab. 5.19: Množství detekovaných QRSoff při zvětšujícím se detekčním okně - databáze FNKV

TESTOVACÍ SADA										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,00	0,03	0,07	0,11	0,14	0,18	0,20	0,22	0,25	0,28
#211	0,00	0,04	0,08	0,12	0,15	0,18	0,21	0,25	0,29	0,32
#227	0,00	0,05	0,09	0,14	0,18	0,22	0,26	0,30	0,34	0,38
#243	0,00	0,04	0,07	0,11	0,16	0,19	0,22	0,25	0,28	0,30
251	0,01	0,04	0,08	0,13	0,17	0,22	0,29	0,32	0,37	0,41
TESTOVACÍ SADA - STIMULOVANÉ										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,00	0,03	0,07	0,11	0,14	0,17	0,19	0,22	0,24	0,27
#211	0,00	0,04	0,08	0,11	0,15	0,18	0,21	0,25	0,30	0,33
#227	0,00	0,05	0,09	0,13	0,17	0,21	0,25	0,29	0,33	0,36
#243	0,00	0,04	0,07	0,10	0,14	0,18	0,22	0,25	0,27	0,30
251	0,01	0,05	0,08	0,11	0,16	0,20	0,25	0,30	0,34	0,38
VALIDAČNÍ SADA										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,00	0,06	0,11	0,16	0,21	0,25	0,29	0,33	0,37	0,41
#211	0,00	0,04	0,09	0,15	0,19	0,22	0,28	0,32	0,37	0,41
#227	0,00	0,06	0,11	0,16	0,20	0,24	0,28	0,34	0,39	0,44
#243	0,00	0,05	0,08	0,12	0,16	0,19	0,23	0,26	0,29	0,33
251	0,01	0,06	0,10	0,15	0,18	0,23	0,28	0,34	0,39	0,42
TRÉNOVACÍ SADA										
[ms]	0	±1	±2	±3	±4	±5	±6	±7	±8	±9
#207	0,01	0,04	0,08	0,12	0,17	0,20	0,24	0,27	0,31	0,35
#211	0,00	0,05	0,09	0,13	0,17	0,22	0,25	0,30	0,33	0,37
#227	0,01	0,04	0,09	0,13	0,17	0,21	0,25	0,28	0,32	0,36
#243	0,00	0,03	0,06	0,09	0,12	0,15	0,17	0,20	0,23	0,26
251	0,00	0,04	0,08	0,11	0,15	0,18	0,22	0,26	0,30	0,33

Tab. 5.20: Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotované hodnoty QRSd - databáze FNKV (trenovací a validační sada)

TRÉNOVACÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	0,95	1,30	11,39	7,32	53,31	-2,64	10,69	113,90
#211	10,35	10,41	26,78	24,24	585,28	-7,86	24,74	609,33
#227	2,68	2,72	19,50	15,02	224,78	-0,17	18,72	349,15
#243	7,40	7,40	24,10	14,33	204,46	-10,90	18,19	329,38
251	5,89	5,93	21,34	15,41	236,49	-2,53	16,97	286,67
VALIDAČNÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	1,13	1,28	11,42	6,50	41,73	-4,54	9,81	94,98
#211	10,14	10,14	30,20	20,81	427,73	-12,18	21,98	476,99
#227	3,25	3,25	22,07	17,06	287,49	-5,25	21,06	437,86
#243	6,30	6,30	26,07	15,55	238,69	-13,80	19,50	375,34
251	5,59	5,59	19,91	13,06	168,49	-5,02	15,91	249,90
- rozdíl - průměrný rozdíl v počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. - průměrný rozdíl z absolutních hodnot počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. QRSd - rozdíl absolutních hodnot detekovaných a anotovaných QRSd - rozdíl QRSd - rozdíl hodnot detekovaných a anotovaných QRSd								

Tab. 5.21: Efektivita detekce QRS a průměr hodnot rozdílu detekovaných a anotované hodnoty QRSd - databáze FNKV (testovací sady)

TESTOVACÍ SADA								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	2,96	3,37	11,87	10,21	102,48	-8,89	11,63	134,18
#211	9,72	10,56	26,49	19,53	372,36	-15,36	16,33	263,76
#227	3,90	4,00	18,66	13,35	173,76	-5,72	17,70	312,72
#243	8,53	8,56	22,35	16,16	254,70	-14,41	18,38	335,01
251	7,29	7,34	22,18	19,26	364,69	-5,98	19,33	373,01
TESTOVACÍ SADA - STIMULOVANÉ								
	rozdíl	rozdíl abs	rozdíl abs QRSd	směrodatná odchylka abs. QRSd	rozptyl abs. QRSd	rozdíl QRSd	směrodatná odchylka QRSd	rozptyl QRSd
#207	15,34	15,42	20,56	15,34	229,71	-17,87	16,22	258,93
#211	26,47	26,70	33,82	23,45	534,91	-22,77	20,91	430,44
#227	15,95	15,97	28,69	17,28	287,88	-17,32	21,54	460,20
#243	21,10	21,13	25,63	17,53	298,70	-18,76	19,01	356,89
251	22,27	22,27	25,20	16,80	274,16	-14,15	17,42	300,83
- rozdíl - průměrný rozdíl v počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. - průměrný rozdíl z absolutních hodnot počtu detekovaných a anotovaných QRS - rozdíl abs. QRSd - rozdíl absolutních hodnot detekovaných a anotovaných QRSd - rozdíl QRSd - rozdíl hodnot detekovaných a anotovaných QRSd								

6 Diskuze

Porovnání výsledků dosažených pomocí našeho detekčního algoritmu s výsledky dosaženými ostatními autory je k nalezení v tabulce 6.1 a textu níže.

Pokud budeme porovnávat úspěšnost segmentace (viz. tabulka 6.1), je nutné brát v potaz, že cílem této práce nebylo co nejlépe segmentovat EKG signál, nýbrž dosáhnout co nejlepší segmentace QRS komplexu, a potažmo tak co nejpřesněji detekovat hodnoty QRSON, QRSoFF a QRSD. I přes tuto skutečnost dosahují některé námi navržené modely celkem slušné schopnosti segmentace EKG křivky, ačkoliv se nemohou zcela srovnávat s výsledky dosaženými jinými autory.

Tab. 6.1: Srovnání úspěšnosti segmentace EKG signálu

	Přesnost	F1 skóre	Pozitivní prediktivita	Senzitivita
Vlastní model	89 %	76 %	79 %	74 %
<i>U-Net</i> [29]	-	-	98,18 %	99,47 %
ConvLSTM [32]	96,66 %	96,70 %	95,83 %	95,57 %
CNN [31]	96,20 %	-	-	-

Úspěšnost detekce QRS komplexů je možné komparovat s výsledky autorů článku *U-Net* [29], kteří při detekci QRS komplexů v databázi dosáhli 98% pozitivní prediktivity a 99,47% senzitivity. Námi navržený nejlepší model hlubokého učení dosáhl na testovací sadě 85% pozitivní prediktivity a 88% senzitivity (jednalo se o model #207).

Autoři článku [29] dosáhli při měření na databázi QT přesnosti hodnoty QRSON v rozmezí vůči referenci $\pm 22,4$ ms a hodnoty QRSoFF v rozmezí $-7,9 \pm 21,9$ ms. Autoři dalšího článku [31] na stejné databázi dosáhli přesnosti QRSON $-2,6 \pm 7,7$ ms a hodnoty QRSoFF $4,4 \pm 15,2$ ms. Náš algoritmus byl schopen detekovat hodnoty QRSON v rozmezí ± 36 ms s až 91% přesností detekce a hodnotu QRSoFF ve stejném rozmezí s přesností až 86 % (obě uváděné hodnoty byly dosaženy na testovací sadě).

Při porovnávání výsledků dosažených na jednotlivých sítích je nutné mít na paměti, že optimalizace sítě a parametrů učení probíhala pouze na základě fyziologických dat z QT databáze. Při testování výkonu algoritmu na zbylých dvou databázích byla převzata nastavení jevící se jako optimální při detekci QRS komplexů právě na datech z databáze QT. Vzhledem k jiné vzorkovací frekvenci signálu u zbývajících dvou databází byla maximálně změněna délka okna a překryv oken. Určitě by do budoucna stálo za další zkoumání, jak se výkon detekčního algoritmu při využití dat ze zbylých dvou databází změní ve chvíli, kdy změníme i další parametry učení sítě.

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. Tato neuronová síť byla opravdu navrhnutá a v práci je uveden popis její architektury. Síť byla také implementována. Výsledky dosažené za pomoci této architektury jsou uvedeny v podkapitole výstup modelu. V rámci praktické části bylo popsáno předzpracování dat uskutečněné v programovacím jazyce MATLAB, implementace architektury neuronové sítě využívající metod hlubokého učení, a algoritmus vymezovače určený k detekci hodnot QRSon, QRSo_{ff} a QRSD. Architektura neuronové sítě byla koncipována na základě rekurentní neuronové sítě ConvLSTM a využívá obousměrné LSTM vrstvy. Celý model strojového učení byl implementován v programovacím jazyce Python v programovacím prostředí Spyder za využití modulů PyTorch a NumPy. Algoritmus vymezovače byl implementován opět v programovacím prostředí MATLAB.

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, kardiovaskulární 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] GOODFELLOW, Ian, Yoshua BENGIO a Aaron COURVILLE. *Deep learning*. Cambridge, MA: MIT press, [2016]. Adaptive computation and machine learning series. ISBN 9780262035613.
- [22] CHMELÍK, Jiří. *Machine learning - Artificial Neural Networks* [přednáška] Strojové učení, 2020

- [23] MERHOTA, K., MOHAN, C. K., RANKA, S. *Elements of Artificial Neural Networks* The MIT Press, 1997, ISBN 0262133288, 344 s.
- [24] 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.
- [25] PAVLÍK, Tomáš. *Matematická biologie učebnice: Biostatistika pro matematickou biologii. Matematická biologie učebnice* [online]. Dostupné z: <https://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=aplikovana-analyza-klinickyh-a-biologickyh-dat-biostatistika-pro-matematickou-biologii>
- [26] 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>.
- [27] CHMELÍK, Jiří. *Machine learning - Deep Learning 1* [přednáška] Strojové učení, 2020
- [28] JAKUBÍČEK, Roman. *Machine learning - Deep Learning 3 - Recurrent networks* [přednáška] Strojové učení, 2020
- [29] 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.
- [30] 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).
- [31] 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)
- [32] 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>.
- [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.

- [34] 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).
- [35] *Guidelines for the LBBB Initiative of the ISCE 2018 meeting*. [online] http://thew-project.org/LBBB_initiative.htm, [Cit.: 20.7.2021]

Seznam symbolů, veličin a zkratek

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

CNN	konvoluční neuronová síť (angl. zkratka <i>Convolutional Neural Network</i>)
RNN	rekurentní neuronová síť (angl. zkratka <i>Reccurent Neural Network</i>)
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i> síť
GRU	<i>Gated Recurrent Unit</i>
RMSE	střední kvadratická chyba (angl. zkratka <i>Root Mean Square Error</i>)
SD	směrodatná odchylka (angl. zkratka <i>Standard Deviation</i>)
ConvLSTM	<i>Convolutional Bidirectional Long Short-Term Memory</i> síť
CSV	jednoduchý souborový formát určený pro výměnu tabulkových dat (angl. zkratka <i>Comma-Separated Values</i>)
QRSon	místo začátku QRS komplexu
QRSoff	místo konce QRS komplexu
ISCE	Mezinárodní společnost pro počítačovou elektrokardiologii (angl. zkratka <i>International Society for Computerized Electrocardiology</i>)

Seznam příloh

A	Tabulky - optimalizace učebních parametrů a architektury sítě	121
---	---	-----

A Tabulky - optimalizace učebních parametrů a architektury sítě

Tab. A.1: Odzkoušené modely - délka okna a překryv

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#001	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	300	25
#002	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	300	25
#003	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	300	25
#004	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	25
#005	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	25
#006	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	25
#007	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	25
#008	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	25
#009	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	25
#010	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	300	50
#011	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	300	50
#012	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	300	50
#013	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	50
#014	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	50
#015	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	50
#016	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	50
#017	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	50
#018	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	50
#019	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	300	100
#020	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	300	100
#021	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	300	100
#022	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#023	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#024	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#025	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#026	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#027	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrné rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.2: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - délka okna a překryv

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#001	0,89	0,57	0,56	0,57	0,90	0,82	0,56	0,67	0,90	0,82	0,56	0,67
#002	0,92	0,51	0,82	0,63	0,95	0,76	0,84	0,80	0,98	0,89	0,96	0,92
#003	0,93	0,49	0,94	0,65	0,96	0,72	0,94	0,82	0,98	0,89	0,95	0,92
#004	0,78	0,70	0,34	0,46	0,81	0,87	0,37	0,52	0,96	0,86	0,88	0,87
#005	0,92	0,46	0,92	0,61	0,96	0,74	0,93	0,82	0,98	0,92	0,93	0,93
#006	0,87	0,63	0,51	0,57	0,94	0,77	0,73	0,75	0,98	0,92	0,92	0,92
#007	0,92	0,63	0,71	0,67	0,96	0,74	0,88	0,81	0,98	0,90	0,93	0,92
#008	0,87	0,43	0,52	0,47	0,91	0,79	0,58	0,67	0,98	0,90	0,94	0,92
#009	0,83	0,61	0,40	0,49	0,95	0,74	0,85	0,79	0,98	0,91	0,93	0,92
#010	0,89	0,53	0,58	0,55	0,94	0,69	0,78	0,73	0,97	0,83	0,96	0,89
#011	0,91	0,39	0,81	0,53	0,95	0,72	0,84	0,77	0,97	0,89	0,94	0,91
#012	0,92	0,45	0,90	0,60	0,96	0,76	0,91	0,83	0,98	0,88	0,95	0,92
#013	0,85	0,60	0,44	0,51	0,84	0,86	0,41	0,56	0,97	0,89	0,93	0,91
#014	0,93	0,58	0,85	0,69	0,96	0,74	0,90	0,81	0,98	0,87	0,96	0,91
#015	0,88	0,70	0,52	0,60	0,96	0,74	0,91	0,81	0,98	0,88	0,95	0,92
#016	0,88	0,60	0,55	0,57	0,94	0,77	0,76	0,76	0,98	0,91	0,95	0,93
#017	0,86	0,70	0,47	0,57	0,85	0,83	0,44	0,57	0,98	0,90	0,94	0,92
#018	0,81	0,65	0,38	0,48	0,85	0,85	0,43	0,58	0,98	0,90	0,94	0,92
#019	0,93	0,50	0,89	0,64	0,96	0,71	0,93	0,81	0,97	0,82	0,97	0,89
#020	0,85	0,66	0,45	0,54	0,85	0,90	0,43	0,59	0,85	0,90	0,43	0,59
#021	0,93	0,54	0,94	0,68	0,97	0,76	0,94	0,84	0,98	0,92	0,94	0,93
#022	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,80	0,86	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#023	0,93	0,76	0,74	0,75	0,97	0,80	0,92	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#025	0,94	0,55	0,94	0,70	0,97	0,76	0,93	0,84	0,98	0,92	0,95	0,93
#026	0,91	0,60	0,67	0,63	0,96	0,77	0,89	0,83	0,97	0,90	0,91	0,91
#027	0,91	0,44	0,80	0,57	0,95	0,73	0,86	0,79	0,98	0,90	0,94	0,92

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.3: Odkoušené modely - krok učení a úprava učebního kroku

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#236	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,01	0	500	100
#237	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,01	0	500	100
#238	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,01	0	500	100
#233	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	500	100
#234	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,005	0	500	100
#235	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	500	100
#022	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#023	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#024	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#122	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,01	0,001	500	100
#123	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,01	0,001	500	100
#124	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,01	0,001	500	100
#125	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0,001	500	100
#126	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0,001	500	100
#127	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0,001	500	100
#128	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0,001	500	100
#129	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0,001	500	100
#130	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0,001	500	100
#131	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,01	0,01	500	100
#132	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,01	0,01	500	100
#133	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,01	0,01	500	100
#134	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0,01	500	100
#135	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0,01	500	100
#136	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0,01	500	100
#068	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0,01	500	100
#069	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0,01	500	100
#070	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0,01	500	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.4: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - krok učení a úprava učebního kroku

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#236	0,89	0,68	0,57	0,62	0,93	0,80	0,67	0,73	0,98	0,92	0,94	0,93
#237	0,73	0,79	0,30	0,44	0,84	0,87	0,42	0,57	0,98	0,89	0,95	0,92
#238	0,90	0,83	0,58	0,68	0,91	0,88	0,59	0,71	0,98	0,94	0,91	0,93
#233	0,93	0,77	0,72	0,74	0,96	0,77	0,90	0,83	0,97	0,89	0,93	0,91
#234	0,92	0,66	0,71	0,69	0,95	0,87	0,75	0,81	0,97	0,95	0,86	0,90
#235	0,92	0,62	0,72	0,67	0,93	0,81	0,69	0,74	0,98	0,93	0,91	0,92
#022	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,80	0,86	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#023	0,93	0,76	0,74	0,75	0,97	0,80	0,92	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#122	0,91	0,45	0,76	0,56	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,86	0,88	0,87
#123	0,79	0,86	0,37	0,52	0,82	0,86	0,39	0,54	0,96	0,85	0,88	0,87
#124	0,78	0,82	0,35	0,49	0,95	0,78	0,81	0,79	0,97	0,92	0,86	0,89
#125	0,88	0,63	0,54	0,58	0,95	0,72	0,81	0,76	0,96	0,86	0,86	0,86
#126	0,89	0,60	0,58	0,59	0,95	0,72	0,80	0,76	0,96	0,88	0,86	0,87
#127	0,93	0,61	0,83	0,71	0,96	0,86	0,85	0,85	0,97	0,88	0,90	0,89
#128	0,91	0,35	0,89	0,50	0,95	0,66	0,93	0,77	0,96	0,77	0,96	0,86
#129	0,77	0,65	0,31	0,42	0,96	0,70	0,92	0,79	0,97	0,83	0,95	0,89
#130	0,94	0,67	0,85	0,75	0,96	0,79	0,87	0,83	0,97	0,92	0,91	0,92
#131	0,42	0,96	0,18	0,30	0,82	0,82	0,39	0,52	0,94	0,67	0,87	0,76
#132	0,77	0,94	0,36	0,52	0,94	0,84	0,71	0,77	0,94	0,80	0,80	0,80
#133	0,94	0,86	0,72	0,78	0,94	0,76	0,75	0,76	0,94	0,64	0,91	0,75
#134	0,90	0,52	0,67	0,59	0,93	0,50	0,83	0,62	0,92	0,46	0,95	0,62
#135	0,92	0,43	0,87	0,57	0,94	0,62	0,88	0,73	0,94	0,67	0,92	0,77
#136	0,92	0,50	0,81	0,61	0,94	0,64	0,85	0,73	0,95	0,71	0,91	0,80
#068	0,85	0,62	0,45	0,52	0,84	0,81	0,41	0,54	0,95	0,78	0,89	0,83
#069	0,86	0,61	0,47	0,53	0,87	0,80	0,48	0,60	0,95	0,79	0,88	0,83
#070	0,49	0,81	0,18	0,29	0,90	0,72	0,57	0,64	0,95	0,83	0,82	0,82

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.5: Odkoušené modely - inicializační váhy 1/2

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#037	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	300	50
#038	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#039	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#022	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#023	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#024	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#043	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	700	50
#044	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#045	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	700	50
#025	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#026	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#027	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	100
#086	1	1	propor	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	300	50
#087	1	1	propor	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#088	1	1	propor	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#089	1	1	propor	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	500	100
#090	1	1	propor	ReLU	ADAM	400	100	0,001	0	500	100
#091	1	1	propor	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#092	1	1	propor	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	700	50
#093	1	1	propor	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#094	1	1	propor	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	700	50
#095	1	1	propor	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	700	100
#096	1	1	propor	ReLU	ADAM	400	100	0,001	0	700	100
#097	1	1	propor	ReLU	ADAM	600	100	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrné rozložené váhy
- propor. - proporční rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.6: Odzkoušené modely - inicializační váhy 2/2

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#098	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	300	50
#099	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#100	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#101	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0	500	100
#102	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#103	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	600	160	0,001	0	500	100
#104	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	700	50
#105	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	400	100	0,005	0	700	50
#106	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	600	160	0,005	0	700	50
#107	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	200	160	0,001	0	700	100
#108	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	400	160	0,001	0	700	100
#109	1	1	nezv.	ReLU	ADAM	600	160	0,001	0	700	100
#110	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	200	120	0,005	0	300	50
#111	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	400	120	0,005	0	300	50
#112	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	600	120	0,005	0	300	50
#113	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	500	100
#114	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	400	100	0,001	0	500	100
#115	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	600	100	0,001	0	500	100
#116	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	700	50
#117	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#118	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	700	50
#119	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#120	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#121	1	1	zvyh.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	100

- zvyh. - zvýhodňující rozložené váhy
- nezv. - nezvýhodňující rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.7: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - inicializační váhy 1/2

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#037	0,87	0,75	0,50	0,60	0,91	0,78	0,61	0,69	0,96	0,82	0,93	0,87
#038	0,95	0,73	0,88	0,80	0,96	0,80	0,89	0,84	0,97	0,92	0,90	0,91
#039	0,88	0,72	0,52	0,60	0,96	0,79	0,88	0,83	0,97	0,95	0,87	0,91
#022	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,80	0,86	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#023	0,93	0,76	0,74	0,75	0,97	0,80	0,92	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#043	0,84	0,69	0,44	0,54	0,85	0,91	0,43	0,58	0,97	0,92	0,88	0,90
#044	0,90	0,80	0,59	0,68	0,92	0,87	0,63	0,73	0,98	0,93	0,92	0,93
#045	0,93	0,77	0,73	0,75	0,96	0,84	0,81	0,82	0,98	0,91	0,94	0,92
#025	0,94	0,55	0,94	0,70	0,97	0,76	0,93	0,84	0,98	0,92	0,95	0,93
#026	0,91	0,60	0,67	0,63	0,96	0,77	0,89	0,83	0,97	0,90	0,91	0,91
#027	0,91	0,44	0,80	0,57	0,95	0,73	0,86	0,79	0,98	0,90	0,94	0,92
#086	0,85	0,80	0,46	0,59	0,88	0,90	0,49	0,64	0,98	0,96	0,89	0,92
#087	0,58	0,92	0,23	0,37	0,84	0,93	0,42	0,58	0,98	0,95	0,90	0,92
#088	0,91	0,72	0,63	0,67	0,96	0,82	0,81	0,81	0,98	0,93	0,93	0,93
#089	0,95	0,79	0,84	0,82	0,96	0,88	0,82	0,85	0,98	0,95	0,92	0,94
#090	0,77	0,80	0,35	0,48	0,90	0,88	0,55	0,68	0,97	0,96	0,88	0,92
#091	0,71	0,92	0,30	0,45	0,86	0,90	0,45	0,60	0,98	0,92	0,91	0,92
#092	0,75	0,82	0,32	0,46	0,96	0,83	0,83	0,83	0,98	0,95	0,91	0,93
#093	0,89	0,55	0,59	0,57	0,91	0,81	0,60	0,69	0,98	0,95	0,90	0,92
#094	0,63	0,85	0,24	0,38	0,95	0,82	0,76	0,79	0,97	0,96	0,86	0,91
#095	0,94	0,59	0,88	0,71	0,98	0,93	0,91	0,92	0,98	0,93	0,91	0,92
#096	0,85	0,75	0,45	0,56	0,96	0,75	0,86	0,80	0,97	0,92	0,91	0,92
#097	0,87	0,75	0,51	0,61	0,88	0,85	0,50	0,63	0,97	0,94	0,90	0,92

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.8: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - inicializační váhy 2/2

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#098	0,90	0,33	0,86	0,48	0,95	0,66	0,91	0,77	0,97	0,84	0,97	0,90
#099	0,91	0,28	0,99	0,44	0,95	0,62	0,98	0,75	0,96	0,74	0,98	0,84
#100	0,93	0,44	0,98	0,61	0,96	0,69	0,96	0,80	0,97	0,86	0,96	0,91
#101	0,93	0,50	0,91	0,65	0,96	0,74	0,94	0,83	0,98	0,89	0,97	0,93
#102	0,91	0,39	0,89	0,54	0,96	0,72	0,93	0,81	0,98	0,89	0,97	0,93
#103	0,92	0,40	0,95	0,57	0,96	0,72	0,95	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#104	0,94	0,55	0,95	0,70	0,98	0,88	0,97	0,92	0,98	0,88	0,97	0,92
#105	0,93	0,61	0,79	0,69	0,97	0,76	0,94	0,84	0,98	0,89	0,96	0,93
#106	0,93	0,53	0,95	0,68	0,96	0,71	0,95	0,81	0,98	0,90	0,95	0,92
#107	0,91	0,37	0,89	0,53	0,96	0,72	0,95	0,82	0,98	0,89	0,96	0,93
#108	0,92	0,45	0,90	0,60	0,96	0,72	0,94	0,81	0,97	0,86	0,96	0,91
#109	0,94	0,56	0,94	0,70	0,96	0,71	0,96	0,82	0,98	0,88	0,98	0,92
#110	0,80	0,81	0,38	0,51	0,85	0,90	0,45	0,60	0,98	0,94	0,93	0,94
#111	0,90	0,66	0,59	0,63	0,96	0,74	0,94	0,82	0,98	0,92	0,95	0,94
#112	0,61	0,85	0,23	0,36	0,96	0,78	0,86	0,82	0,98	0,92	0,96	0,94
#113	0,92	0,75	0,69	0,72	0,93	0,87	0,67	0,75	0,98	0,95	0,93	0,94
#114	0,69	0,92	0,28	0,43	0,89	0,89	0,52	0,65	0,98	0,95	0,90	0,93
#115	0,90	0,72	0,60	0,66	0,98	0,95	0,93	0,94	0,95	0,86	0,75	0,80
#116	0,86	0,70	0,48	0,57	0,84	0,86	0,43	0,57	0,98	0,91	0,95	0,93
#117	0,91	0,63	0,65	0,64	0,95	0,76	0,83	0,80	0,98	0,91	0,93	0,92
#118	0,86	0,72	0,48	0,57	0,96	0,81	0,87	0,84	0,98	0,94	0,94	0,94
#119	0,93	0,74	0,73	0,73	0,96	0,81	0,87	0,84	0,98	0,94	0,95	0,94
#120	0,93	0,85	0,70	0,77	0,97	0,86	0,86	0,86	0,98	0,93	0,94	0,94
#121	0,93	0,54	0,84	0,66	0,96	0,79	0,89	0,84	0,98	0,95	0,91	0,93

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.9: Odzkoušené modely - metody učení 1/2

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#037	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	300	50
#038	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#039	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#022	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#023	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#024	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#043	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	700	50
#044	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#045	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	700	50
#025	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#026	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#027	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	100
#137	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	200	100	0,005	0	300	50
#138	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	400	100	0,005	0	300	50
#139	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	100	0,005	0	300	50
#140	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	200	100	0,001	0	500	100
#141	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	400	100	0,001	0	500	100
#142	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	100	0,001	0	500	100
#143	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	200	100	0,005	0	700	50
#144	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	400	100	0,005	0	700	50
#145	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	100	0,005	0	700	50
#146	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	200	80	0,001	0	700	100
#147	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	400	80	0,001	0	700	100
#148	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	80	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.10: Odzkoušené modely - metody učení 2/2

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#158	1	1	rovn	ReLU	ASGD	400	80	0,005	0	300	50
#159	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,005	0	300	50
#160	1	1	rovn	ReLU	ASGD	200	80	0,001	0	500	100
#161	1	1	rovn	ReLU	ASGD	400	80	0,001	0	500	100
#162	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,001	0	500	100
#163	1	1	rovn	ReLU	ASGD	200	80	0,005	0	700	50
#164	1	1	rovn	ReLU	ASGD	400	80	0,005	0	700	50
#165	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,005	0	700	50
#166	1	1	rovn	ReLU	ASGD	200	80	0,001	0	700	100
#167	1	1	rovn	ReLU	ASGD	400	80	0,001	0	700	100
#168	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.11: Odzkoušené modely - metody učení, nenulový učební krok

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#024	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#130	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0,001	500	100
#070	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0,01	500	100
#235	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	500	100
#127	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0,001	500	100
#136	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0,01	500	100
#238	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	100	0,01	0	500	100
#124	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,01	0,001	500	100
#133	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,01	0,01	500	100
#142	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	100	0,001	0	500	100
#149	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,001	0,001	500	100
#150	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,001	0,01	500	100
#151	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,005	0	500	100
#152	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,005	0,001	500	100
#153	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,005	0,01	500	100
#154	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,01	0	500	100
#155	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,01	0,001	500	100
#156	1	1	rovn	ReLU	ADAMW	600	140	0,01	0,01	500	100
#162	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,001	0	500	100
#169	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,001	0,001	500	100
#170	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,001	0,01	500	100
#171	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,005	0	500	100
#172	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,005	0,001	500	100
#173	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,005	0,01	500	100
#174	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,01	0	500	100
#175	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,01	0,001	500	100
#176	1	1	rovn	ReLU	ASGD	600	80	0,01	0,01	500	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.12: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - metody učení 1/2

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#037	0,87	0,75	0,50	0,60	0,91	0,78	0,61	0,69	0,96	0,82	0,93	0,87
#038	0,95	0,73	0,88	0,80	0,96	0,80	0,89	0,84	0,97	0,92	0,90	0,91
#039	0,88	0,72	0,52	0,60	0,96	0,79	0,88	0,83	0,97	0,95	0,87	0,91
#022	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,80	0,86	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#023	0,93	0,76	0,74	0,75	0,97	0,80	0,92	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#043	0,84	0,69	0,44	0,54	0,85	0,91	0,43	0,58	0,97	0,92	0,88	0,90
#044	0,90	0,80	0,59	0,68	0,92	0,87	0,63	0,73	0,98	0,93	0,92	0,93
#045	0,93	0,77	0,73	0,75	0,96	0,84	0,81	0,82	0,98	0,91	0,94	0,92
#025	0,94	0,55	0,94	0,70	0,97	0,76	0,93	0,84	0,98	0,92	0,95	0,93
#026	0,91	0,60	0,67	0,63	0,96	0,77	0,89	0,83	0,97	0,90	0,91	0,91
#027	0,91	0,44	0,80	0,57	0,95	0,73	0,86	0,79	0,98	0,90	0,94	0,92
#137	0,90	0,52	0,64	0,57	0,93	0,77	0,68	0,72	0,97	0,86	0,91	0,88
#138	0,91	0,70	0,64	0,67	0,96	0,78	0,88	0,83	0,97	0,92	0,88	0,90
#139	0,88	0,83	0,53	0,65	0,96	0,81	0,83	0,82	0,98	0,94	0,91	0,93
#140	0,94	0,71	0,80	0,75	0,96	0,85	0,84	0,84	0,98	0,94	0,92	0,93
#141	0,92	0,71	0,70	0,71	0,95	0,84	0,74	0,79	0,98	0,94	0,92	0,93
#142	0,85	0,72	0,45	0,56	0,85	0,90	0,44	0,59	0,98	0,92	0,93	0,92
#143	0,89	0,85	0,55	0,67	0,93	0,82	0,69	0,75	0,97	0,94	0,87	0,91
#144	0,93	0,67	0,77	0,71	0,97	0,78	0,92	0,84	0,98	0,90	0,98	0,94
#145	0,71	0,84	0,29	0,43	0,88	0,86	0,49	0,62	0,98	0,92	0,93	0,93
#146	0,92	0,50	0,85	0,63	0,96	0,77	0,87	0,82	0,97	0,90	0,91	0,91
#147	0,88	0,69	0,54	0,61	0,93	0,82	0,67	0,74	0,98	0,93	0,93	0,93
#148	0,93	0,71	0,76	0,73	0,96	0,77	0,92	0,84	0,98	0,91	0,95	0,93

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.13: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - metody učení 2/2

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#157	0,90	0,38	0,69	0,49	0,94	0,65	0,80	0,72	0,94	0,80	0,78	0,79
#158	0,87	0,26	0,49	0,34	0,93	0,58	0,76	0,66	0,94	0,66	0,89	0,76
#159	0,89	0,19	0,77	0,30	0,93	0,51	0,90	0,65	0,94	0,70	0,89	0,79
#160	0,88	0,22	0,67	0,33	0,93	0,74	0,81	0,81	0,93	0,74	0,81	0,81
#161	0,87	0,00	0,64	0,00	0,88	0,00	1,00	0,00	0,85	-	1,00	-
#162	0,45	0,52	0,12	0,20	0,69	0,21	0,11	0,14	0,85	0,02	0,93	0,03
#163	0,52	0,78	0,18	0,30	0,79	0,78	0,33	0,47	0,93	0,79	0,76	0,77
#164	0,88	0,19	0,58	0,28	0,92	0,47	0,81	0,59	0,93	0,67	0,84	0,74
#165	0,87	-	-	-	0,85	-	-	-	0,85	-	-	-
#166	0,54	0,44	0,13	0,20	0,86	0,03	0,16	0,05	0,85	0,02	0,95	0,04
#167	0,87	0,00	0,19	0,01	0,88	0,00	1,00	0,00	0,85	-	-	-
#168	0,87	-	-	-	0,88	-	-	-	0,85	-	-	-
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

Tab. A.14: Výkon modelů při detekci QRS komplexů-metody učení, nenulový učební krok

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#130	0,94	0,67	0,85	0,75	0,96	0,79	0,87	0,83	0,97	0,92	0,91	0,92
#070	0,49	0,81	0,18	0,29	0,90	0,72	0,57	0,64	0,95	0,83	0,82	0,82
#235	0,92	0,62	0,72	0,67	0,93	0,81	0,69	0,74	0,98	0,93	0,91	0,92
#127	0,93	0,61	0,83	0,71	0,96	0,86	0,85	0,85	0,97	0,88	0,90	0,89
#136	0,92	0,50	0,81	0,61	0,94	0,64	0,85	0,73	0,95	0,71	0,91	0,80
#238	0,90	0,83	0,58	0,68	0,91	0,88	0,59	0,71	0,98	0,94	0,91	0,93
#124	0,78	0,82	0,35	0,49	0,95	0,78	0,81	0,79	0,97	0,92	0,86	0,89
#133	0,94	0,86	0,72	0,78	0,94	0,76	0,75	0,76	0,94	0,64	0,91	0,75
#142	0,85	0,72	0,45	0,56	0,85	0,90	0,44	0,59	0,98	0,92	0,93	0,92
#149	0,94	0,73	0,79	0,76	0,97	0,83	0,88	0,85	0,98	0,93	0,93	0,93
#150	0,89	0,63	0,56	0,60	0,96	0,77	0,91	0,83	0,98	0,92	0,94	0,93
#151	0,83	0,72	0,42	0,53	0,91	0,83	0,60	0,70	0,98	0,93	0,91	0,92
#152	0,91	0,71	0,64	0,67	0,93	0,81	0,69	0,75	0,98	0,92	0,95	0,93
#153	0,95	0,75	0,85	0,80	0,96	0,82	0,88	0,85	0,98	0,94	0,92	0,93
#154	0,92	0,62	0,72	0,67	0,93	0,81	0,69	0,74	0,98	0,93	0,91	0,92
#155	0,94	0,62	0,88	0,73	0,97	0,82	0,89	0,85	0,97	0,93	0,91	0,92
#156	0,94	0,68	0,83	0,75	0,97	0,83	0,92	0,87	0,98	0,91	0,97	0,94
#162	0,45	0,52	0,12	0,20	0,69	0,21	0,11	0,14	0,85	0,02	0,93	0,03
#169	0,79	0,10	0,13	0,12	0,77	0,12	0,10	0,11	0,85	-	0,88	0,00
#170	0,87	0,00	0,10	0,00	0,88	-	-	-	0,85	-	-	-
#171	0,69	0,22	0,13	0,16	0,69	0,20	0,10	0,14	0,85	0,00	0,85	0,01
#172	0,89	0,25	0,71	0,37	0,93	0,54	0,86	0,66	0,94	0,74	0,85	0,79
#173	0,73	0,17	0,12	0,14	0,69	0,20	0,10	0,13	0,85	0,00	0,79	0,00
#174	0,54	0,67	0,18	0,28	0,90	0,54	0,57	0,55	0,94	0,73	0,86	0,79
#175	0,49	0,69	0,16	0,26	0,90	0,60	0,57	0,58	0,94	0,78	0,81	0,79
#176	0,64	0,48	0,18	0,26	0,91	0,42	0,73	0,53	0,92	0,60	0,85	0,70

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.15: Odzkoušené modely - aktivační funkce

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#038	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#039	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#022	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#023	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#024	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#043	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	700	50
#044	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#045	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	700	50
#025	1	1	rovn	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#026	1	1	rovn	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#027	1	1	rovn	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	100
#074	1	1	rovn	gelu	ADAM	200	80	0,005	0	300	50
#075	1	1	rovn	gelu	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#076	1	1	rovn	gelu	ADAM	600	120	0,005	0	300	50
#077	1	1	rovn	gelu	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#078	1	1	rovn	gelu	ADAM	400	120	0,001	0	500	100
#079	1	1	rovn	gelu	ADAM	600	120	0,001	0	500	100
#080	1	1	rovn	gelu	ADAM	200	100	0,005	0	700	50
#081	1	1	rovn	gelu	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#082	1	1	rovn	gelu	ADAM	600	80	0,005	0	700	50
#083	1	1	rovn	gelu	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#084	1	1	rovn	gelu	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#085	1	1	rovn	gelu	ADAM	600	80	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.16: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - aktivační funkce

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#037	0,87	0,75	0,50	0,60	0,91	0,78	0,61	0,69	0,96	0,82	0,93	0,87
#038	0,95	0,73	0,88	0,80	0,96	0,80	0,89	0,84	0,97	0,92	0,90	0,91
#039	0,88	0,72	0,52	0,60	0,96	0,79	0,88	0,83	0,97	0,95	0,87	0,91
#022	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,80	0,86	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#023	0,93	0,76	0,74	0,75	0,97	0,80	0,92	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#043	0,84	0,69	0,44	0,54	0,85	0,91	0,43	0,58	0,97	0,92	0,88	0,90
#044	0,90	0,80	0,59	0,68	0,92	0,87	0,63	0,73	0,98	0,93	0,92	0,93
#045	0,93	0,77	0,73	0,75	0,96	0,84	0,81	0,82	0,98	0,91	0,94	0,92
#025	0,94	0,55	0,94	0,70	0,97	0,76	0,93	0,84	0,98	0,92	0,95	0,93
#026	0,91	0,60	0,67	0,63	0,96	0,77	0,89	0,83	0,97	0,90	0,91	0,91
#027	0,91	0,44	0,80	0,57	0,95	0,73	0,86	0,79	0,98	0,90	0,94	0,92
#074	0,95	0,64	0,91	0,76	0,97	0,77	0,93	0,84	0,97	0,87	0,94	0,90
#075	0,92	0,76	0,69	0,72	0,96	0,81	0,86	0,84	0,97	0,92	0,89	0,90
#076	0,92	0,73	0,67	0,70	0,95	0,79	0,77	0,78	0,98	0,89	0,96	0,92
#077	0,89	0,56	0,60	0,58	0,93	0,76	0,67	0,71	0,98	0,87	0,97	0,91
#078	0,95	0,65	0,93	0,76	0,96	0,74	0,94	0,83	0,98	0,91	0,95	0,93
#079	0,90	0,63	0,64	0,63	0,89	0,81	0,52	0,64	0,98	0,90	0,97	0,93
#080	0,94	0,74	0,81	0,78	0,96	0,83	0,86	0,85	0,98	0,94	0,94	0,94
#081	0,93	0,76	0,73	0,74	0,97	0,83	0,90	0,86	0,98	0,93	0,94	0,94
#082	0,91	0,61	0,70	0,65	0,96	0,79	0,84	0,81	0,97	0,92	0,90	0,91
#083	0,91	0,70	0,66	0,68	0,96	0,78	0,90	0,83	0,98	0,91	0,96	0,93
#084	0,90	0,48	0,69	0,56	0,96	0,74	0,87	0,80	0,98	0,89	0,95	0,92
#085	0,92	0,62	0,75	0,68	0,94	0,77	0,73	0,75	0,98	0,90	0,95	0,93

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.17: Odkoušené modely - počet LSTM a plně propojených vrstev 1/3

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#037	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	300	50
#038	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#039	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#022	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	500	100
#023	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	500	100
#024	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	500	100
#043	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,005	0	700	50
#044	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	700	50
#045	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	700	50
#025	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	200	80	0,001	0	700	100
#026	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,001	0	700	100
#027	1	1	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,001	0	700	100
#221	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	300	50
#222	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,005	0	300	50
#223	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	300	50
#224	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	700	50
#225	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,005	0	700	50
#226	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	700	50
#227	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	500	100
#228	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,001	0	500	100
#229	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,001	0	500	100
#230	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	700	100
#231	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,001	0	700	100
#232	1	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.18: Odkoušené modely - počet LSTM a plně propojených vrstev 2/3

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#209	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,005	0	300	50
#210	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,005	0	300	50
#211	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,005	0	300	50
#212	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,005	0	700	50
#213	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,005	0	700	50
#214	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,005	0	700	50
#215	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0	500	100
#216	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	500	100
#217	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0	500	100
#218	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0	700	100
#219	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	700	100
#220	2	2	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0	700	100
#197	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,005	0	300	50
#198	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,005	0	300	50
#199	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,005	0	300	50
#200	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,005	0	700	50
#201	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,005	0	700	50
#202	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	700	50
#203	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0	500	100
#204	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	500	100
#205	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0	500	100
#206	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,001	0	700	100
#207	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	700	100
#208	1	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.19: Odzkoušené modely - počet LSTM a plně propojených vrstev 3/3

číslo mod.	FC	RNN	váhy	aktiv. funkce	učební algoritmus	velikost dávky	počet epoch	učební krok	dec.	délka okna	přek. oken
#185	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,005	0	300	50
#186	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	80	0,005	0	300	50
#187	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	80	0,005	0	300	50
#188	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	120	0,005	0	700	50
#189	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,005	0	700	50
#190	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,005	0	700	50
#191	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	500	100
#192	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	120	0,001	0	500	100
#193	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	120	0,001	0	500	100
#194	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	200	100	0,001	0	700	100
#195	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	400	100	0,001	0	700	100
#196	2	3	rovn.	ReLU	ADAM	600	100	0,001	0	700	100

- rovn. - rovnoměrně rozložené váhy
- aktiv. funkce - aktivační funkce
- FC - počet plně propojených sítí
- RNN - počet LSTM sítí
- dec. - úprava kroku učení
- přek. oken - překryv oken

Tab. A.20: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - počet LSTM a plně propojených vrstev 1/3

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#037	0,87	0,75	0,50	0,60	0,91	0,78	0,61	0,69	0,96	0,82	0,93	0,87
#038	0,95	0,73	0,88	0,80	0,96	0,80	0,89	0,84	0,97	0,92	0,90	0,91
#039	0,88	0,72	0,52	0,60	0,96	0,79	0,88	0,83	0,97	0,95	0,87	0,91
#022	0,95	0,71	0,87	0,78	0,96	0,80	0,86	0,82	0,98	0,90	0,96	0,93
#023	0,93	0,76	0,74	0,75	0,97	0,80	0,92	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#024	0,90	0,76	0,61	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,92	0,95	0,93
#043	0,84	0,69	0,44	0,54	0,85	0,91	0,43	0,58	0,97	0,92	0,88	0,90
#044	0,90	0,80	0,59	0,68	0,92	0,87	0,63	0,73	0,98	0,93	0,92	0,93
#045	0,93	0,77	0,73	0,75	0,96	0,84	0,81	0,82	0,98	0,91	0,94	0,92
#025	0,94	0,55	0,94	0,70	0,97	0,76	0,93	0,84	0,98	0,92	0,95	0,93
#026	0,91	0,60	0,67	0,63	0,96	0,77	0,89	0,83	0,97	0,90	0,91	0,91
#027	0,91	0,44	0,80	0,57	0,95	0,73	0,86	0,79	0,98	0,90	0,94	0,92
#221	0,95	0,78	0,82	0,80	0,97	0,79	0,91	0,85	0,98	0,94	0,94	0,94
#222	0,92	0,73	0,68	0,70	0,97	0,84	0,88	0,86	0,98	0,96	0,91	0,93
#223	0,94	0,84	0,72	0,78	0,96	0,89	0,83	0,86	0,98	0,95	0,91	0,93
#224	0,96	0,84	0,83	0,83	0,97	0,87	0,89	0,88	0,98	0,95	0,93	0,94
#225	0,95	0,76	0,82	0,79	0,96	0,81	0,84	0,83	0,98	0,96	0,89	0,92
#226	0,95	0,74	0,82	0,78	0,96	0,87	0,82	0,85	0,98	0,93	0,94	0,94
#227	0,96	0,83	0,85	0,84	0,97	0,89	0,89	0,89	0,98	0,95	0,93	0,94
#228	0,95	0,80	0,82	0,81	0,97	0,88	0,89	0,89	0,98	0,96	0,91	0,94
#229	0,96	0,75	0,93	0,83	0,97	0,81	0,93	0,87	0,98	0,93	0,96	0,95
#230	0,91	0,89	0,61	0,73	0,97	0,87	0,91	0,89	0,98	0,95	0,93	0,94
#231	0,95	0,73	0,89	0,81	0,97	0,84	0,93	0,88	0,98	0,94	0,95	0,95
#232	0,95	0,72	0,90	0,80	0,97	0,83	0,91	0,87	0,98	0,93	0,93	0,93

- přes. - přesnost
- senz. - senzitivita
- P+ - pozitivní prediktivní hodnota
- F1 - F1 skóre

Tab. A.21: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - počet LSTM a plně propojených vrstev 2/3

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#209	0,66	0,90	0,26	0,41	0,91	0,85	0,60	0,70	0,98	0,92	0,93	0,92
#210	0,94	0,62	0,89	0,73	0,97	0,83	0,90	0,86	0,98	0,93	0,93	0,93
#211	0,96	0,86	0,84	0,85	0,97	0,88	0,90	0,89	0,98	0,95	0,91	0,93
#212	0,94	0,66	0,81	0,73	0,96	0,82	0,83	0,82	0,98	0,94	0,92	0,93
#213	0,92	0,84	0,67	0,74	0,95	0,88	0,76	0,82	0,92	0,84	0,67	0,74
#214	0,92	0,59	0,78	0,67	0,96	0,78	0,85	0,82	0,98	0,93	0,92	0,92
#215	0,93	0,77	0,72	0,74	0,96	0,84	0,82	0,83	0,98	0,94	0,93	0,94
#216	0,94	0,56	0,93	0,70	0,98	0,89	0,97	0,93	0,98	0,89	0,97	0,93
#217	0,93	0,68	0,78	0,73	0,96	0,85	0,81	0,83	0,98	0,94	0,92	0,93
#218	0,91	0,88	0,61	0,72	0,96	0,89	0,79	0,84	0,98	0,95	0,89	0,92
#219	0,91	0,72	0,65	0,68	0,97	0,81	0,90	0,85	0,98	0,94	0,94	0,94
#220	0,96	0,78	0,87	0,82	0,96	0,83	0,87	0,85	0,98	0,97	0,89	0,93
#197	0,94	0,84	0,73	0,78	0,97	0,88	0,87	0,87	0,98	0,95	0,91	0,93
#198	0,92	0,81	0,66	0,73	0,97	0,86	0,86	0,86	0,98	0,94	0,94	0,94
#199	0,95	0,77	0,85	0,81	0,97	0,86	0,90	0,88	0,98	0,96	0,92	0,94
#200	0,95	0,78	0,85	0,82	0,97	0,90	0,86	0,88	0,98	0,94	0,94	0,94
#201	0,94	0,88	0,73	0,80	0,97	0,89	0,84	0,86	0,98	0,97	0,91	0,94
#202	0,87	0	0	0	0,88	0	0	0	0,85	0	0	0
#203	0,95	0,76	0,88	0,81	0,97	0,88	0,90	0,89	0,98	0,94	0,95	0,94
#204	0,96	0,81	0,86	0,83	0,98	0,88	0,91	0,90	0,98	0,96	0,94	0,95
#205	0,95	0,75	0,82	0,78	0,97	0,85	0,88	0,86	0,99	0,94	0,96	0,95
#206	0,95	0,68	0,88	0,77	0,97	0,82	0,92	0,87	0,98	0,94	0,94	0,94
#207	0,96	0,82	0,88	0,85	0,98	0,88	0,92	0,90	0,98	0,92	0,97	0,95
#208	0,95	0,73	0,87	0,79	0,97	0,81	0,92	0,86	0,98	0,91	0,97	0,94
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												

Tab. A.22: Výkon modelů při detekci QRS komplexů - počet LSTM a plně propojených vrstev 3/3

číslo mod.	TESTOVACÍ SADA				VALIDAČNÍ SADA				TRÉNOVACÍ SADA			
	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1	přes.	senz.	P+	F1
#185	0,95	0,69	0,91	0,78	0,97	0,77	0,93	0,84	0,97	0,86	0,97	0,91
#186	0,92	0,64	0,74	0,69	0,95	0,84	0,80	0,82	0,98	0,93	0,94	0,93
#187	0,93	0,87	0,69	0,76	0,95	0,92	0,71	0,80	0,95	0,98	0,77	0,86
#188	0,87	0	0	0	0,88	0	0	0	0,85	0	0	0
#189	0,87	0	0	0	0,88	0	0	0	0,85	0	0	0
#190	0,87	0	0	0	0,88	0	0	0	0,85	0	0	0
#191	0,95	0,86	0,81	0,83	0,98	0,91	0,90	0,91	0,98	0,95	0,93	0,94
#192	0,95	0,86	0,79	0,82	0,96	0,90	0,78	0,84	0,98	0,96	0,89	0,93
#193	0,94	0,87	0,75	0,80	0,98	0,95	0,92	0,94	0,97	0,92	0,83	0,87
#194	0,96	0,82	0,86	0,84	0,97	0,88	0,88	0,88	0,98	0,94	0,93	0,93
#195	0,95	0,75	0,87	0,80	0,96	0,81	0,88	0,84	0,98	0,95	0,93	0,94
#196	0,91	0,77	0,63	0,70	0,92	0,89	0,61	0,73	0,98	0,95	0,92	0,94
- přes. - přesnost - senz. - senzitivita - P+ - pozitivní prediktivní hodnota - F1 - F1 skóre												