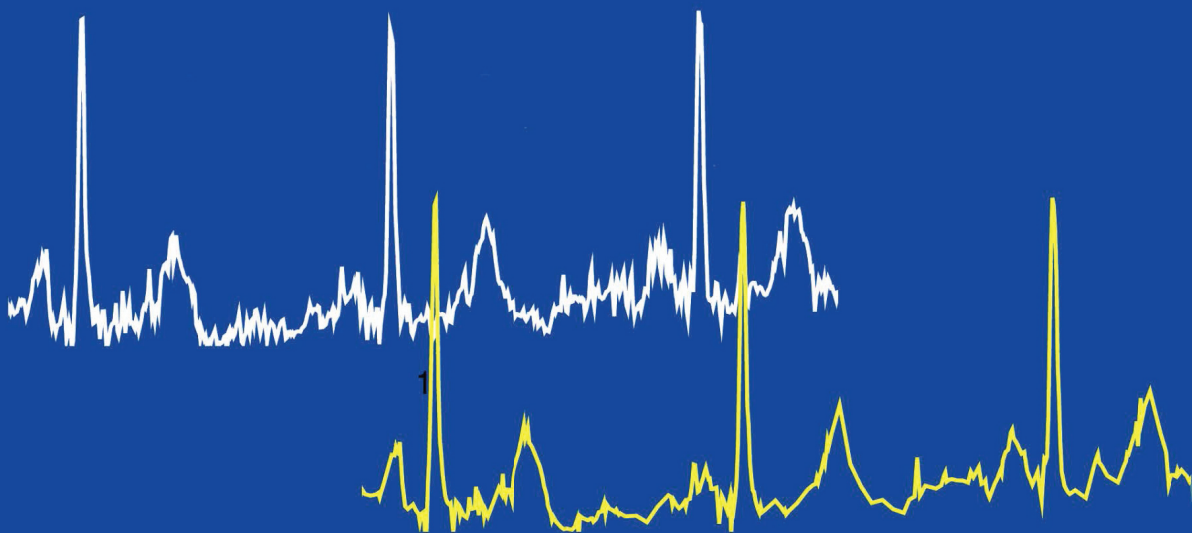


Юлиан Велчев

**АЛГОРИТМИ ЗА КОМПРЕСИЯ НА
ЕЛЕКТРОКАРДИОГРАФСКИ СИГНАЛИ**



EUT+ Academic Press

Юлиян Велчев

АЛГОРИТМИ ЗА
КОМПРЕСИЯ НА
ЕЛЕКТРОКАРДИОГРАФСКИ
СИГНАЛИ

МОНОГРАФИЯ

София, 2022 г.

EUT+ Academic Press

Автор: © Юлиан Славейков Велчев

Рецензенти:

проф. д-р инж. Веска Георгиева
доц. д-р инж. Иво Драганов

Стилов редактор: Ивайло Пеев

Дизайн на корицата: Юлиан Велчев



Yuliyana Velchev

© 2022 by Yuliyana Velchev. “Algorithms for compression of electrocardiogram signals”.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution-Non-commercial-No Derivatives 4.0 International License. To view a copy of this license, visit <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Монографията е издадена с финансовата подкрепа на НИС при Технически университет — София.

Copyright © EUT+ Academic Press
София, 2022 г.

ISBN: 978-619-92237-2-7 мека подвързия
ISBN: 978-619-92237-3-4 pdf

Yuliyana Velcheva

**ALGORITHMS FOR
COMPRESSION OF
ELECTROCARDIOGRAM
SIGNALS**

MONOGRAPH

Sofia, 2022

EUT+ Academic Press

Author: © Yuliyana Slaveykov Velchev

Reviewers:

Prof. Eng. PhD Veska Georgieva

Assoc. Prof. Eng. PhD Ivo Draganov

Proofreader: Ivaylo Peev

Cover design: Yuliyana Velchev



Yuliyana Velchev

© 2022 by Yuliyana Velchev. “Algorithms for compression of electrocardiogram signals”.

This work is licensed under the Creative Commons

Attribution-Non-commercial-No Derivatives 4.0 International License. To view a copy of this license, visit

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

The monograph was published with the financial support by the RDS at the Technical University of Sofia.

Copyright © EUT+ Academic Press

Sofia, 2022

ISBN: 978-619-92237-2-7 paperback

ISBN: 978-619-92237-3-4 pdf

Съдържание

Резюме	7
Abstract	12
Предговор	16
Preface	18
Списък на съкращенията	20
1 Въведение в електрокардиографията	22
1.1 Електрическа активност на сърцето	22
1.2 ЕКГ отвеждания	26
1.3 Особенности на цифровите ЕКГ сигнали	29
2 Обзор на съществуващите методи и алгоритми за компресия на ЕКГ сигнали	32
2.1 Критерии за оценка на ефективността от компресията на ЕКГ сигналите	32
2.2 Линеино предсказване	34
2.3 Дискретно косинус преобразуване	37
2.4 Уейвлет преобразуване	38
2.5 Анализ по главни компоненти и декомпозиция по сингулярни стойности	49
2.6 Компресиращо отчитане	55
2.7 Разлагане на емпирични моди	60
2.8 Векторно квантуване	62
2.9 Други методи и алгоритми за компресия на ЕКГ сигнали .	66
2.10 Обобщение и анализ	69
3 Алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали, базиран на комбинация от линейни преобразувания	71
3.1 Архитектура на алгоритъма за компресия	71

3.2	Намаляване на размерността на отвежданията	75
3.3	Компресия на проектирания ЕКГ фрагмент	76
3.4	Кодиране на DCT коефициентите	78
3.5	Организация на данните в компресираните фрагменти . .	79
3.6	Възстановяване на компресирания сигнал	81
3.7	Обобщение и анализ	83
4	Усъвършенстване на разработения алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали	84
4.1	Праг за модифициране на DWT коефициентите	84
4.2	Определяне на DWT базиса	88
4.3	Някои детайли на алгоритъма	98
4.4	Софтуерна реализация	99
4.5	Обобщение и анализ	99
5	Експериментални изследвания	100
5.1	ЕКГ сигнали, ползвани за валидиране и оценка на ефективността на предложените алгоритми	100
5.2	Влияние на броя на главните компоненти върху степента на различие между оригиналния и възстановения сигнал .	101
5.3	Ефективност на алгоритмите	102
5.4	Бързодействие на алгоритмите	112
5.5	Сравнение с методи и алгоритми, предложени от други автори	114
5.6	Обобщение и анализ	115
	Заклучение	117
	Използвана литература	119

Резюме

Този труд е посветен на съвременните методи и алгоритми за компресия на електрокардиографски (ЕКГ) сигнали. В оригиналната му част са предложени два алгоритъма за компресия със загуби, които са базирани на комбинация от линейни преобразувания. Тези алгоритми се характеризират със сравнително ниска изчислителна сложност, което дава възможност да бъдат реализирани в устройства с ниска консумация на енергия, като например мобилни устройства или вградени системи. Тъй като алгоритмите не позволяват перфектно възстановяване на сигнала, те биха намерили приложение по-скоро в системите за ЕКГ мониторинг, отколкото в тези, предназначени за прецизна медицинска диагностика.

Монографията съдържа резюме, предговор, пет глави и заключение. Главите са както следва: Глава 1 — Въведение в електрокардиографията; Глава 2 — Обзор на съществуващите методи и алгоритми за компресия на ЕКГ сигнали; Глава 3 — Алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали, базиран на комбинация от линейни преобразувания; Глава 4 — Усъвършенстване на разработения алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали; Глава 5 — Експериментални изследвания.

В предговора се дискутират основните ползи от компресията на ЕКГ сигналите в контекста на системите за непрекъснат безжичен кардиографски мониторинг.

В първа глава е направено въведение в основите на ЕКГ, започвайки с описание на анатомията и физиологията на човешкото сърце. В главата се дава информацията относно електрическата активност на сърцето, нейната връзка с вълните, комплексите и сегментите, които са характерни за нормалната ЕКГ, както и на най-използваните системи за кардиографски отвеждания. В края на главата са систематизирани най-важните параметри на ЕКГ сигналите, типичните артефакти, които ги съпътстват, както и източниците на информационен излишък.

Втора глава представлява детайлно проучване относно съвременните, ефективни и широко утвърдени методи и алгоритми за компресия (без и със загуби) на ЕКГ сигнали. В началото на главата са формулирани стандартните критерии за оценка на даден метод за ЕКГ компресия:

степен на компресия; процентна средноквадратична разлика; качествена оценка. Първият критерий е относителното редуциране на размера на данните, постигнато чрез прилагане на компресията, докато процентната средноквадратична разлика дава оценка за качеството на сигнала след неговото възстановяване. Качествената оценка се дефинира като отношението на степента на компресия към процентната средноквадратична разлика, т.е. колкото е по-голяма качествената оценка, толкова по-добър е методът за компресия. В главата са разгледани и анализирани над 100 относими към темата публикации. Те са систематизирани в няколко групи съгласно основния подход, който е заложен в тях. Методи, базирани на линейно предсказване, дискретно косинус преобразуване, уейвлет преобразуване, анализ по главни компоненти, декомпозиция по сингулярни стойности, компресиращо отчитане, декомпозиция на емпирични моди, векторно квантуване, машинно обучение и много други са анализирани по отношение на техните недостатъци и възможности за усъвършенстване. Формулирана е целта на научния труд, а именно да бъдат създадени нови алгоритми за компресия със загуби на ЕКГ сигнали, които се характеризират с висока ефективност и ниска изчислителна сложност.

В трета глава е предложен и описан нов алгоритъм за компресия на многоканални ЕКГ. Той комбинира две линейни преобразувания за намаляване на размерността. Първото от тях е анализ по главни компоненти, чрез който се постига декорелиране на данните по отношение на отделните отвеждания. Броят на най-значимите главни компоненти се определя съгласно това каква част от общата дисперсия на данните да бъде съхранена. Предложено е анализът по главни компоненти да се извършва посредством алгоритъм, наречен нелинеен итеративен метод на частичните най-малки квадрати, чиято изчислителна сложност е съизмерима със собствената декомпозиция. Този алгоритъм не изисква определяне на ковариационна матрица, следователно се постига оптимизация по отношение на използваната оперативна памет. Проекциите, които са резултат от анализа по главни компоненти, се подлагат на едномерна дискретна косинус трансформация, което се явява второ линейно преобразуване в подхода. Получените коефициенти се кодират чрез кодиране по дължина на серията, осъществено на ниво байт. Реализирано е и аритметично кодиране като алтернатива, но не се наблюдава значително подобрение в ефективността в сравнение с кодирането по дължина на серията. Представеният алгоритъм се реферира в монографията като PCA-DCT. В края на главата е предложен формат за организация на данните в компресираните фрагменти. Форматът е съвместим както PCA-DCT, така и с усъвършенствания вариант на алгоритъма, описан в следващата глава.

В четвърта глава е предложено усъвършенстване на предходния алгоритъм. По същество то е замяна на дискретната косинус трансформация с дискретно уейвлет преобразуване. Значимите коефициенти се определят посредством прилагане на „твърд“ праг. Неговата стойност е различна за всяко ниво на декомпозиция и се определя на базата на статистически анализ на шума, насложен върху сигнала. Мрежовите смущения са теснолентови и могат да бъдат редуцирани преди етапа на компресията, а дрейфът на нулевата линия практически не се повлиява от алгоритъма на компресия. Следователно артефактите от движението на електродите и активността на скелетната мускулатура са сметени за доминиращи негативни въздействия и статистическият анализ е извършен върху комбинация от техни реализации. От този анализ е доказано, че стойността на прага е много близо до тази за стандартизираното нормално разпределение. „Оптималният“ базис на дискретното уейвлет преобразуване (уейвлет функция и брой на нивата на декомпозиция) е определен по експериментален път чрез максимизиране на критерий, отчитащ степента на резреденост на уейвлет коефициентите и процентната средноквадратична разлика. Мярката за резреденост е по същество относителният брой на коефициентите, попадащи под определената стойност на прага. За коректното определяне на процентната средноквадратична разлика е необходимо да се разполага с версия на сигнала, в която липсва шум, но това условие не се удовлетворява за който и да е реален ЕКГ. По тази причина е избран подходът с генериране на синтетичен ЕКГ и добавяне към него на типичните смущения с определено отношение сигнал-шум. Синтетичният ЕКГ сигнал е съставен от кардиоцикли с променлива моментна сърдечна честота. QT интервалите са мащабиращи, използвайки утвърдената формула на Bazet. Тъй като смущенията от движението на електродите могат да наподобяват вълните в ЕКГ, сметено е за целесъобразно изследванията да се правят като към синтетичния сигнал се добавят само мускулни артефакти. Записи на мускулни артефакти са представени в MIT-BIH Noise Stress Test Database, но тъй като продължителността им е твърде кратка, се налага те да бъдат използвани за обучение на авторегресивен модел, чрез който да бъдат генерирани достатъчно продължителни реализации. Подходът не е перфектен, защото моделира артефактите като стационарен процес. За определяне на реда на модела е използван анализ на информационния критерий на Akaike. За мускулните артефакти, оптималният ред на модела е 7. Генерираните от модела смущения са добавени към синтетичния ЕКГ със следните стойности на отношението сигнал-шум: 6 dB; 9 dB; 12 dB. Оценени са множество уейвлет функции при различни нива на декомпозиция, и като резултат биортогоналният уейвлет 2.2 с 3 нива

на декомпозиция се явява „оптимален“ базис за ЕКГ, дискретизиран с честота 250 Hz. Този базис е най-добър при следните два случая: когато дискретното уейвлет преобразуване се прилага върху ЕКГ проекциите, определени чрез анализ по главни компоненти; когато дискретното уейвлет преобразуване се прилага директно върху многоканалния ЕКГ сигнал. Предложеният алгоритъм носи абривиатурата PCA-DWT.

В пета глава са представени резултатите от проведените експериментални изследвания. Предложените алгоритми са валидирани и оценени чрез ЕКГ записи, взети от базата данни РТВ-ХЛ. Записите са обособени в няколко диагностични групи: нормална ЕКГ; инфаркт на миокарда; изменения в ST-T сегмента; проводни нарушения; хипертрофия. Експериментите са проведени както за всяка диагностична група поотделно, така и за всички записи в базата от данни. Първото описано изследване е зависимостта на процентната средноквадратична разлика от броя на използваните главни компоненти. Резултатите показват, че предварителното фиксиране на броя на значимите главни компоненти води до недопустимо лош баланс между дисперсията на процентната средноквадратична разлика и степента на компресия. Определени са статистическите характеристики на общоприетите критерии за ефективността от компресията. За PCA-DCT алгоритъма е постигната медиана на степента на компресия, равна на 4.50, а за PCA-DWT тя е 6.82. Дисперсията на степента на компресия е много малка по отношение на отделните диагностични групи и при двата алгоритъма. Медианите на процентната средноквадратична разлика са съответно 5.37 % и 5.14 %. И двата алгоритъма се характеризират с относителна независимост на степента на компресия и процентната средноквадратична разлика от патологичното състояние, представено в съответния ЕКГ сигнал. Няколко фрагмента са селектирани и демонстрирани за визуална инспекция на възстановения ЕКГ запис. Не се наблюдава загуба на важна информация от диагностична гледна точка. Резултатите при PCA-DWT са много добри в случаите на имплантиран пейсмейкър. Амплитудите на генерираните от устройството импулси остават почти непроменени. Алгоритъмът PCA-DWT е изследван допълнително по отношение на зависимостта на процентната средноквадратична разлика от стойността на отношението сигнал-шум при добавяне на мускулни артефакти. Резултатите показват, че стойността на качествена оценка се увеличава много бавно при отношение сигнал-шум по-голямо от 12 dB. Това ниво може да се счита като долна граница на отношението сигнал-шум, при която ефективността на алгоритъма се запазва. Извършено е сравнение на предложените алгоритми с такива, които са дело на други автори. Производителността на двата предложени алгоритъма е съизмерима или в някои случаи по-добра от

тази на най-ефективните методи за ЕКГ компресия, но при значително по-ниска изчислителна сложност. Двата алгоритъма са успешно реализирани в евтина вградена система с поддръжка на 32-битова аритметика с плаваща запетая.

Най-важната особеност при двата алгоритъма е, че не е необходима предварителна обработка и не се извършва сегментиране на сигнала на кардиоцикли, което опростява процеса, но води и до известно понижаване на производителността. Основният недостатък на алгоритмите е липсата на директен контрол върху качеството на възстановения сигнал.

В заключението на монографичния труд са резюмирани постигнатите резултати, както и предимствата и недостатъците на предложените алгоритми. Отбелязани са и някои насоки за бъдеща работа.

Abstract

The study is dedicated to modern methods and algorithms for compression of electrocardiogram (ECG) signals. In its original part, two lossy compression algorithms based on a combination of linear transforms are proposed. These algorithms are with relatively low computational complexity, making them applicable for implementation in low power designs such as mobile devices or embedded systems. Since the algorithms do not provide perfect signal reconstruction, they would find application in ECG monitoring systems rather than those intended for precision medical diagnosis.

This monograph consists of abstract, preface, five chapters and conclusion. The chapters are as follows: Chapter 1 — Introduction to ECG; Chapter 2 — Overview of the existing methods and algorithms for ECG compression; Chapter 3 — ECG compression algorithm, based on a combination of linear transforms; Chapter 4 — Improvement of the developed algorithm for ECG compression; Chapter 5 — Experimental investigations.

The preface discusses the main benefits of ECG signal compression in the context of continuous wireless ECG monitoring systems.

In the first chapter, an introduction to ECG is given, starting with a brief description of the anatomy and physiology of the human heart. The chapter continues with information covering the heart's electrical activity, its relation to the waves, complexes and segments that are found in normal ECG and the most used lead systems as well. At the end of the chapter, a summary of the most important ECG parameters, common artifacts and information redundancy sources are given.

The second chapter is a detailed survey covering the contemporary, effective and widely approved methods and algorithms for lossless and lossy ECG compression. In the beginning, the standard criteria for evaluation of a given ECG compression method are formulated: compression ratio; percentage root mean square difference; quality score. The first quantity is a measurement of the relative reduction in data size when the compression method is applied, whereas percentage root mean square difference is an assessment of ECG signal quality after its reconstruction. Quality score is the fraction of compression ratio to the percentage root mean square difference, so the

greater the quality score is, the better the compression is. More than 100 relevant studies and papers are reviewed in the chapter. They are organized in several groups according to the underlying methodology. Methods based on linear prediction, discrete cosine transform, wavelet transform, principal component analysis, singular value decomposition, compressed sensing, empirical mode decomposition, vector quantization, machine learning and many others are analyzed in terms of their drawbacks and possibilities for improvements. The main objective of the work is formulated, namely a development of new algorithms for lossy ECG compression with high efficiency and low computational complexity.

In the third chapter, a novel algorithm for compression of multi-lead ECG signals is proposed. It combines two linear transformations for dimensionality reduction. The first one is principal component analysis, which is used to decorrelate the data among the leads. The number of most significant principal components is selected according to a given amount of total variance preservation. The principal component analysis is performed using an algorithm called non-linear iterative partial least squares, whose computational complexity is comparable to the one specific for eigendecomposition. This algorithm does not require covariance matrix computation, so an optimization is achieved in terms of memory usage. The resulting projections serve as input for one dimensional discrete cosine transform, which is the second linear transform in the proposed approach. The resulting coefficients are encoded using run length encoding, which is performed on a byte level. As an alternative arithmetic encoding is also implemented, but no significant improvement over run length encoding scheme is observed. The presented algorithm is referred as PCA-DCT. A data organization format for compressed ECG fragments is proposed at the end of the chapter. This format is not only PCA-DCT compatible but also with its improved version, described in the next chapter.

In the fourth chapter an improvement of the above algorithm is described. The improvement is in terms of replacing discrete cosine transform with discrete wavelet transform. The significant wavelet coefficients are selected using “hard” threshold. Its value is different for each level of decomposition and it is determined as a result from statistical analysis of the noise superimposed on the signal. Power line interference is narrowband and can be reduced before compression stage. On the other hand, the baseline drift is virtually unaffected by the compression algorithm. On this account artifacts caused by electrode movement and skeletal muscles activity are considered as dominant interference, so the statistical analysis has been performed on a mixture of their realizations. The results prove the proper threshold value is very close to that for the standard normal distribution. The “optimal” wavelet basis

(wavelet function and levels of decomposition) is determined experimentally by maximizing a criterion, which combines the sparsity measure of wavelet coefficients and percentage root mean square difference. The sparsity measure takes into account the relative number of coefficients that are below the threshold. To get an accurate value of percentage root mean square difference, a noise free version of the ECG signal is required, but this condition is not satisfied for any real ECG. By this reason a synthetic signal is generated and typical artifacts are added to it with given signal-to-noise ratio. This synthetic ECG is composed from cardiac cycles with variable instant heart rate. The QT intervals are scaled according to the well known Bazet formula. Since the electrode movement artifacts can resemble the ECG waves, the experiments were conducted on a mixture of synthetic ECG and muscle artifacts only. Some records of muscle artifacts can be found in MIT-BIH Noise Stress Test Database, but since their duration is too short, they are imposed to train an autoregressive model, which can generate long enough realizations. This approach is not perfect since the muscle artifacts are modeled as a stationary process. Akaike information criterion is investigated to determine the optimal order of the model. For muscle artifacts, an optimal model order of 7 was found. The generated artifacts are added to the synthetic ECG with following values of signal-to-noise ratio: 6 dB; 9 dB; 12 dB. Many wavelet functions at different levels of decomposition are evaluated, so as a result biorthogonal wavelet 2.2 with 3 levels of decomposition is found as “optimal” basis for ECG at sampling rate of 250 Hz. This basis is the best one in two scenarios: when discrete wavelet transform is applied on the principal component analysis projections; when discrete wavelet transform is applied directly on the raw ECG. The proposed improvement is referred as PCA-DWT algorithm.

In the fifth chapter, the experimental results are presented. The proposed algorithms are validated and evaluated using ECG records from PTB-XL database. The records are separated in five diagnostic groups: normal ECG; myocardial infraction; ST-T change; conduction disturbances; hypertrophy. The experiments have been performed both for each diagnostic group separately and for all records from the database. Percentage root mean square difference values versus number of used principal components is the first investigation described in the chapter. The results prove that using a fixed number of significant principal components leads to an unacceptably poor balance between variance of percentage root mean square difference and compression ratio. The statistical characteristics of the generally accepted criteria for compression performance are calculated. For the PCA-DCT algorithm the median for compression ratio is equal to 4.50. The corresponding value for PCA-DWT is 6.82. The variance of compression ratio is very small

with respect to individual diagnoses groups in both algorithms. The median values for percentage root mean square difference are 5.37% and 5.14%, respectively. Both algorithms are characterized by a relative independence of compression ratio and percentage root mean square difference from the pathological condition presented in the ECG signal. Several fragments were extracted and demonstrated for visual inspection of the reconstructed ECG records. No loss of important diagnostic information is observed. PCA-DWT performs very well when a pacing device is implanted. The amplitudes of the pacemaker pulses remain almost unchanged. PCA-DWT has been further investigated in terms of achieved percentage root mean square difference values versus signal-to-noise ratio when muscle artifacts are added. The results show that quality score increases very slowly when signal-to-noise ratio is greater than 12 dB, so this value can be considered as the lower bound of the signal-to-noise ratio at which the efficiency of the algorithm is still high. A comparison of the proposed algorithms to those developed by other authors was made. The performance of the two proposed algorithms is comparable or in some cases better than the best ones, but with significantly lower computational complexity. Both algorithms are successfully implemented in a cheap embedded device with 32-bit floating point support.

The most important feature of both algorithms is that no signal preprocessing and no segmentation into cardiac cycles have to be performed. This simplifies the process, but also leads to a certain decrease in performance. The main drawback of the algorithms is the lack of direct control over signal quality after compression.

In the conclusion of the monograph, the achieved results as well as the advantages and disadvantages of the proposed algorithms are summarized. Some directions for future work are also noted.

Предговор

Въпреки своята над стогодишна история, електрокардиографията продължава да бъде ценен, достъпен и евтин инструмент за неинвазивна диагностика на проблеми, свързани със сърдечно-съдовата система на човека. С появата на цифровите електрокардиографски апарати и холтери, както и с развитието на телемедицината, необходимостта от *компресия* на получените сигнали излиза на преден план.

Най-очевидното предимство при използване на компресирани електрокардиографски сигнали е възможността за съхраняване на по-голям обем от данни. Когато се касае за приложение в телемедицински системи, обменът на компресирани данни води до по-икономично използване на комуникационните канали. В повечето случаи безжичните канали за връзка не са персонални и съответно по-големият генериран трафик е свързан с повишаване на цената на услугата. Трябва да се отбележи и фактът, че по-активното използване на модулите за безжична комуникация води до повишаване на консумацията на енергия, което е пряко свързано с продължителността на работа на мобилните електрокардиографски апарати, които винаги са с батерийно захранване. И накрая, представянето на сигнала в друг формат, различен от общоприетия, е още една бариера срещу неототоризирания достъп до медицинската информация.

След период на усилена изследователска работа, интересът към създаването на нови методи за компресия на електрокардиографски сигнали значително намалява. От една страна, методите за компресия, които позволяват перфектното възстановяване на сигнала (компресия без загуби), са достигнали своя „таван“. От друга, компресията със загуби не намира широко практическо приложение, тъй като в много държави не се допуска дори минимална промяна в медицинските диагностични сигнали, включително и електрокардиографските.

Развитието на компютърните и комуникационните технологии доведе до значително утвърждаване в практиката на системите за т.нар. електрокардиографски мониторинг, при който сърдечната дейност подлежи на продължително дистанционно наблюдение. Този мониторинг все по-

често излиза извън традиционната чисто медицинска област на приложение. Проследяването на сърдечната дейност се прилага активно върху спортисти или хора, упражняващи високоотговорни професии. Като правило, електрокардиографският мониторинг има за цел да установи само наличието на остро патологично състояние, налагащо своевременна намеса и диагностика, следователно изискванията към достоверността на електрокардиографския сигнал не са толкова строги. Отчитайки и нарастващия брой потребители на тези услуги, развитието на методите за компресия със загуби на електрокардиографски сигнали намира своето практическо приложение. В тази област е и насочеността на този монографичен труд.

Preface

Despite its history of more than a century, electrocardiography is still a valuable, accessible and inexpensive tool for non-invasive diagnosis of diseases of the cardiovascular system.

With the advent of digital electrocardiogram acquisition devices and holters, as well as with the development of telemedicine, the need for *compression* of such signals comes to the fore. The most obvious advantage of using compressed electrocardiogram signals is the possibility to store much larger volume of data. The transmission of compressed data in telemedicine systems leads to a more efficient use of communication channels. In most cases, the wireless communication channels are not personal, so the increased traffic leads to an increase in the price of the service. It should also be noted that more active use of wireless communication modules causes negative impact on the power consumption thus reducing the operating time of mobile electrocardiogram devices, since they are always battery powered. And finally, the signal representation in different format can serve as a barrier against unauthorized access to medical information

After a period of intense research work, the interest in creation of new techniques for compression of electrocardiogram signals has significantly decreased. On the one hand, compression methods that provide perfect signal recovery (lossless compression) have reached their maximum in terms of efficiency. On the other hand, lossy compression approaches have had very limited practical applications, since in many states the information loss is not allowed in medical diagnostic signals.

The progress in computer and communication technologies has led to significant confirmation of the systems for the so-called electrocardiogram monitoring, in which cardiac activity is subject of continuous remote acquisition. This monitoring is increasingly going beyond the traditional purely medical field of application. Real time heart activity analysis is actively applied to athletes or people with highly responsible positions. As a rule, electrocardiogram monitoring aims to detect only the presence of an acute pathological condition requiring immediate assistance and diagnostics, therefore the demands to the quality of the electrocardiogram signal are not so

strict. Taking into account the growing number of users of these services, the development of methods for lossy compression of electrocardiogram signals finds its practical application. This is the field in which this monograph is focused on.

Списък на съкращенията

ЕКГ	Електрокардиография, електрокардиографски сигнал
AVQ	Адаптивно векторно квантуване (англ. Adaptive Vector Quantization)
AIC	Информационен критерий на Akaike (англ. Akaike Information Criterion)
CAE	Конволюционен автоенкодер (англ. Convolutional Autoencoder)
CS	Компресиращо отчитане (англ. Compressed Sensing)
DCCR	Попълване на кодовата книга с ограничаване на изкривяванията (англ. Distortion Constrained Codebook Replenishment)
DPCM	Диференциална импулсно-кодова модулация (англ. Differential Pulse Code Modulation)
DCT	Дискретно косинус преобразуване (англ. Discrete Cosine Transform)
DWT	Дискретно уейвлет преобразуване (англ. Discrete Wavelet Transform)
EMD	Разлагане на емпирични моди (англ. Empirical Mode Decomposition)
IDCT	Обратно дискретно косинус преобразуване (англ. Inverse Discrete Cosine Transform)
IDWT	Обратно дискретно уейвлет преобразуване (англ. Inverse Discrete Wavelet Transform)
IMF	Вътрешно колебание (англ. Intrinsic Mode Function)
LP	Линейно предсказване (англ. Linear Prediction)
MPCA	Многомащабен анализ по главни компоненти (англ. Multiscale Principal Component Analysis)
MSVD	Многомащабна декомпозиция по сингулярни стойности (англ. Multiscale Singular Value Decomposition)
NIPALS	Нелинеен итеративен метод на частичните най-малки квадрати (англ. Non-linear Iterative Partial Least Squares)

PCA	Анализ по главни компоненти (англ. Principal Component Analysis)
PSNR	Пиково отношение сигнал-шум (англ. Peak signal-to-noise ratio, PSNR)
RIP	Свойство на ограничена изометрия (англ. Restricted Isometry Property)
RLE	Кодиране на дължината на серията (англ. Run Length Encoding)
SNN	Плитка невронна мрежа (англ. Shallow Neural Network, SNN)
SNR	Отношение сигнал-шум (англ. Signal-to-noise ratio, SNR)
SoC	Едночипова система (англ. System on a Chip)
SPIHT	Пространствено подредени йерархични дървета (англ. Set Partitioning in Hierarchical Trees)
SVD	Декомпозиция по сингулярни стойности (англ. Singular Value Decomposition)
VQ	Векторно квантуване (англ. Vector Quantization)
WT	Уейвлет преобразуване (англ. Wavelet Transform)

Глава 1

Въведение в електрокардиографията

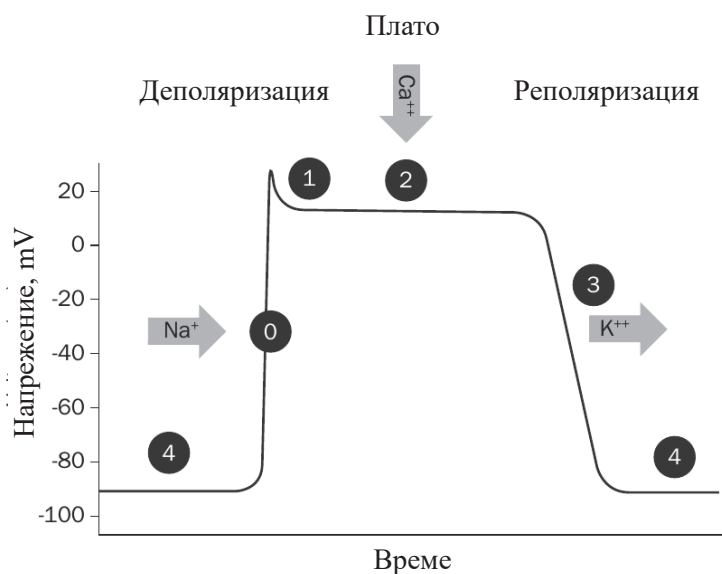
В главата е направено въведение в основите на електрокардиографията. Накратко са разгледани анатомията и физиологията на възбудно-проводната система на човешкото сърце. Описани са най-често използваните електрокардиографски отвеждания. Систематизирани са особеностите на електрокардиографските сигнали и основните видове смущения, които ги съпътстват.

1.1 Електрическа активност на сърцето

Мускулните клетки са един от малкото видове биологични структурни елементи в човешкото тяло, които проявяват електрическа активност. Сърцето е орган, изграден от специален вид мускулатура (миокард), която се съкращава ритмично и автономно. Следователно то се характеризира с електрическа активност, която може да се регистрира и да служи като инструмент за неинвазивна диагностика. *Електрокардиограмата* (ЕКГ) е графично представяне на електрическата активност на сърцето, най-често като развитие във времето [1], [2], [3].

Ако дадена клетка от миокарда е в нестимулирано състояние, то тя е отрицателно поляризирана спрямо външната част на нейната мембрана. В този случай между вътрешната и външната страна на мембраната възниква потенциална разлика, наречена потенциал на покой. Типичната стойност на този потенциал е -90 mV . Ако такава клетка бъде стимулирана с въвеждане на положителен заряд в нея, то мембранният потенциал става по-малко отрицателен. Достигайки до една прагова стойност, която е около -70 mV , се предизвиква отваряне на канали в мембраната, които пропускат натриевите йони (в състояние на покой тези канали са

били затворени). Навлизането на натриевите йони води до допълнително неутрализиране на отрицателния заряд в клетката до достигане на положителна стойност на мембрания потенциал. Когато тази стойност е около 10 mV , се установява състояние на деполяризация на мембраната, вследствие на което се отварят други два вида канали в нея. През едните навлизат калциевите йони, а през другите излизат калиевите йони. Тъй като в състояние на покой концентрацията на калиеви йони в клетката е голяма, то след деполяризацията тази концентрация намалява благодарение на отварянето на съответните канали. Излизането на калиевите йони извън клетката води до намаляване на мембрания потенциал. Когато стойността му е около нулата, калциевите йони започват по-активно да навлизат в клетката. Навлизащите калциеви йони неутрализират загубата на положителен заряд, предизвикана от напускането на калиевите йони, вследствие на което мембраният потенциал се задържа около нулата за приблизително 175 ms (формира се плато). След изтичането на това време, калциевите канали се затварят, но калиевите остават все още отворени и мембраният потенциал прогресивно намалява до достигане на стойността си на покой, а клетката се връща в състоянието си на реполяризация. Пълният цикъл на деполяризация и реполяризация се нарича *акционен потенциал* (Фиг. 1.1), като отделните фази обикновено се означават с числата от 0 до 4 [1]. Между съседните клетки на мио-

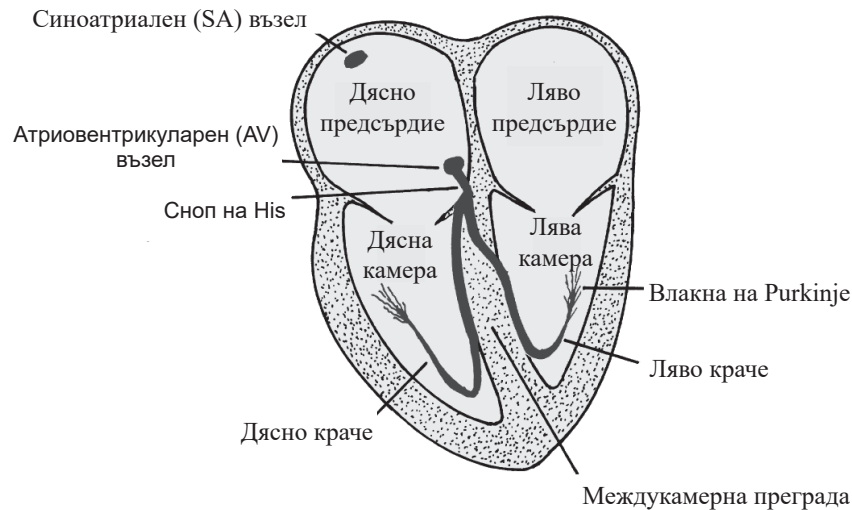


Фиг. 1.1 Акционен потенциал на клетка от миокарда (адаптирана от [1])

карда съществуват „прозорци“, през които преминават натриевите йони, вследствие на което стимулацията на една клетка предизвиква верижна стимулация и на останалите клетки в тъканта. Тази верижна стимулация не се случва мигновено, което означава, че между стимулираната и все

още нестимулираната част на миокарда възниква електрическо напрежение, което може да се регистрира.

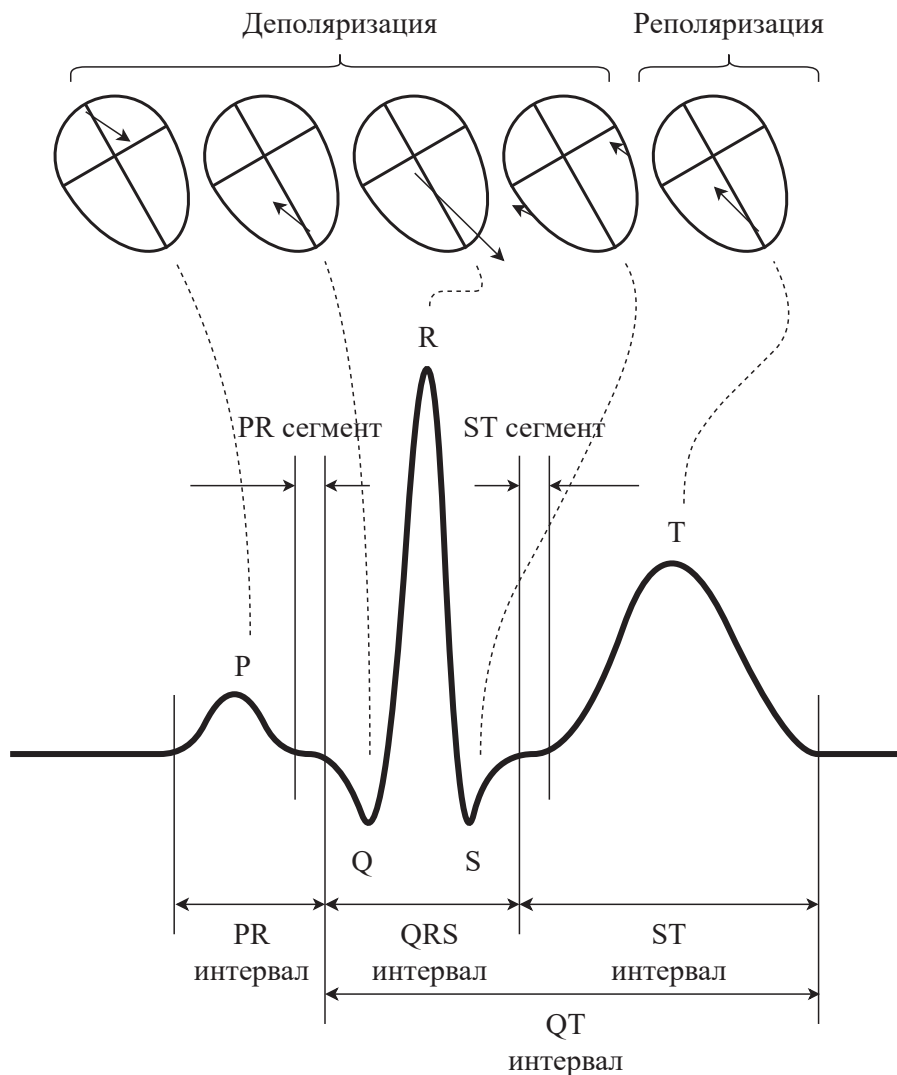
На Фиг. 1.2 е показана т.нар. възбудно-проводна система на човешкото сърце, която има функцията да предизвика контракция на миокарда по начин, гарантиращ правилното изпомпване на кръвта. Сърцето е кух



Фиг. 1.2 Възбудно-проводна система на човешкото сърце (адаптирана от [3])

орган, съставен от две предсърдия и две камери (леви и десни). Предсърдията са отделени от камерите с фиброзна тъкан, която не проявява електрическа активност. Инициаторът на сърдечния цикъл е синоатриалният (SA) възел. Разположен в горната стена на дясното предсърдие, той генерира импулси, които преминават през сърдечната стена и предизвикват контракция на двете предсърдия. SA възелът се регулира от вегетативните нерви на периферната нервна система. Атриовентрикуларният (AV) възел лежи от дясната страна на преградата, която разделя предсърдията, и е близо до дъното на дясното предсърдие. Основното му предназначение е да забави началото на стимулацията на камерите. AV възелът е свързан със сноп от сърдечни мускулни влакна (сноп на His), разположени в междукамерната преграда. Снопът на His се разделя в междукамерната преграда на две крачета (ляво и дясно за съответните камери), които се разклоняват на т.нар. влакна на Purkinje.

Един сърдечен цикъл (кардиоцикъл) започва със стимулиране на клетките на миокарда, които са в съседство на SA възела (Фиг. 1.3). Деполяризацията на тези клетки води до верижна деполяризация и на останалите клетки в двете предсърдия. Тази „вълна“ се разпространява отгоре надолу и отляво надясно. Миокардът в предсърдията е тънък и електрическото напрежение, което се генерира в процеса на неговата деполяризация, е сравнително слабо. Деполяризацията на предсърдията



Фиг. 1.3 Вълни, комплекси, сегменти и интервали в ЕКГ

е първото електрическо „събитие“, което се регистрира в ЕКГ като Р вълна. Фиброзната тъкан между предсърдията и камерите е лош електрически проводник, следователно единственият възможен път за деполяризиращите токове е през AV възела. AV възелът е „бавен“ проводник, вследствие на което процесът на деполяризация на камерите започва след около 100 ms (PR сегмент), като това дава възможност кръвта да се изтласка от предсърдията към камерите. Разпространяването на акционния потенциал през AV възела не може да се регистрира със стандартната ЕКГ, защото протичащите токове са много слаби. Тази пауза кореспондира с нулевата линия, следваща Р вълната. Деполяризацията се разпространява през снопа на His към лявото и дясното краче, които имат разклонения от клетки на Purkinje. Деполяризацията през тези клетки се разпространява много бързо. Причината за това е необходимостта да се предизвика почти едновременна контракция на миокарда в камерите. Деполяризацията на стените на камерите протича в три крат-

ки стадия. Първо се стимулира преградата между камерите, след това средната част на стените, и най-накрая горните части. Тези три етапа кореспондират с Q, R и S вълните, формиращи QRS комплекса. След пълната деполяризация на стените на камерите, за известно време няма електрическа активност в сърцето и в ЕКГ се наблюдава т.нар. ST сегмент. Последната електрическа активност в кардиоцикъла е реполяризацията на стените на камерите, започваща от външната им част. С други думи, реполяризацията започва от последните деполяризирани клетки. Реполяризацията на камерите се отразява като T вълна в ЕКГ. Тази вълна е с най-голяма продължителност, защото реполяризацията е бавен процес. Разбира се, реполяризация протича и в миокарда на предсърдията, но тя няма ясно отражение в ЕКГ, защото се случва по време на QRS комплекса, който я „маскира“. Между описаните вълни и комплекси се наблюдава т.нар. нулева (изоелектрична) линия. След T вълната следва нулева линия, в края на която започва следващ кардиоцикъл.

Морфологията на вълните, комплексите и сегментите, както и тяхната продължителност, са едни от първичните ЕКГ признаци за правилното функциониране на сърцето. Въведени са и три интервала, чиито продължителности улесняват ЕКГ диагностиката (Фиг. 1.3):

- PR интервал. От началото на P вълната до началото на QRS комплекса;
- QRS интервал. От началото до края на QRS комплекса;
- QT интервал. От началото на QRS комплекса до края на T вълната.

Нормалните продължителности на тези интервали могат да бъдат намерени в съответната литература [3].

1.2 ЕКГ отвеждания

В най-разпространения си вариант, ЕКГ се снима между електроди, позиционирани върху външната част на тялото. Разположението на електродите дефинира т.нар. *отвеждане*. Когато електрическата активност на сърцето се регистрира едновременно от две или повече отвеждания, тогава получената ЕКГ се нарича многоканална. Съществуват множество стандарти по отношение на броя и вида на отвежданията, но най-широко разпространение има 12-каналната ЕКГ, при която се ползват 9 електрода [4]. Три от тях отчитат потенциалите по крайниците:

- Дясна ръка (φ_R);
- лява ръка (φ_L);

- Ляв крак (φ_F).

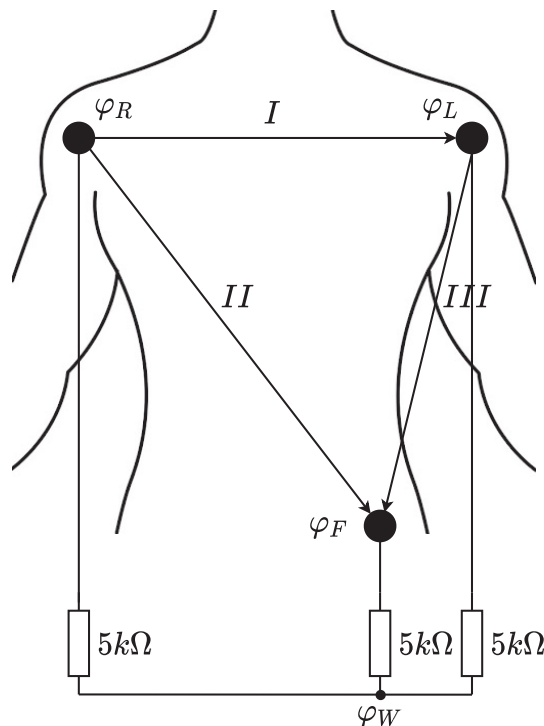
Разликите в потенциалите между тези електроди дефинират отвежданията I , II и III [4]:

$$\begin{aligned} I &= \varphi_L - \varphi_R \\ II &= \varphi_F - \varphi_R, \\ III &= \varphi_F - \varphi_L \end{aligned} \quad (1.1)$$

които, изобразени като вектори, формират триъгълника на Einthoven (Фиг. 1.4). Тези отвеждания се наричат биполярни, защото измерването се извършва директно между два електрода. Останалите отвеждания са униполярни, защото измерването е спрямо потенциала φ_W от т.нар. средна точка на Wilson, която се образува от три резистора с еднакво съпротивление, свързани по схема звезда (Фиг. 1.4) [4]:

$$\varphi_W = \frac{\varphi_R + \varphi_L + \varphi_F}{3} \quad (1.2)$$

или спрямо осреднения потенциал от другите два електрода (система на Goldberger) [4]. От φ_R , φ_L и φ_F се формират т.нар. усилените отвеждания

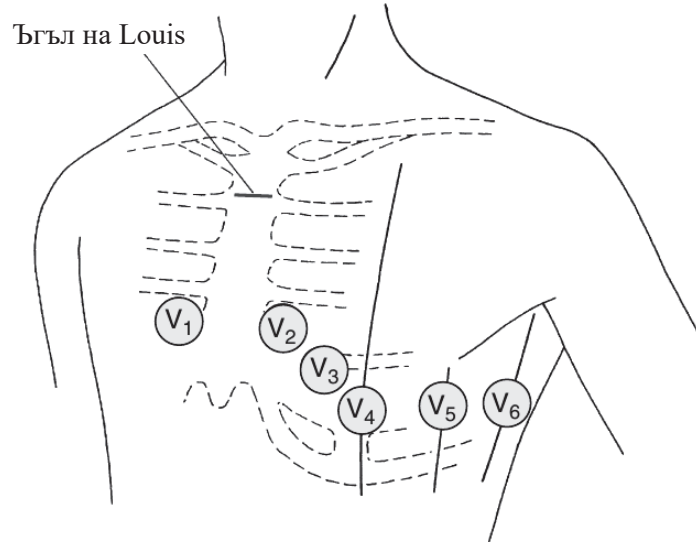


Фиг. 1.4 Триъгълник на Einthoven и средна точка на Wilson

съгласно системата на Goldberger [4]:

$$\begin{aligned} aVR &= \varphi_R - \frac{\varphi_L + \varphi_F}{2} = \frac{3}{2}(\varphi_R - \varphi_W) \\ aVL &= \varphi_L - \frac{\varphi_R + \varphi_F}{2} = \frac{3}{2}(\varphi_L - \varphi_W) \\ aVF &= \varphi_F - \frac{\varphi_R + \varphi_L}{2} = \frac{3}{2}(\varphi_F - \varphi_W) \end{aligned} \quad (1.3)$$

Отвежданията I , II , III , aVR , aVL и aVF дават информация за електрическата активност на сърцето във фронталната равнина. Униполярните отвеждания от гръдния кош (наречени прекордиални отвеждания) V_1, V_2, \dots, V_6 са спрямо φ_W и описват електрическата активност на сърцето в хоризонталната равнина [3]. Разположението на прекордиалните електроди е показано на Фиг. 1.5.



Фиг. 1.5 Разположение на прекордиалните електроди при 12-каналната ЕКГ (адаптирана от [3])

Трябва да се спомене фактът, че в описаната 12-канална ЕКГ система само 8 от отвежданията са независими. Прието е да се предават или съхраняват само отвежданията I , II , и V_1, V_2, \dots, V_6 , а останалите се изчисляват съгласно [3], [4]:

$$\begin{aligned} III &= II - I \\ aVR &= -\frac{1}{2}(I + II) \\ aVL &= I - \frac{1}{2}II \\ aVF &= II - \frac{1}{2}I \end{aligned} \quad (1.4)$$

Освен 12-каналната система, съществуват и други системи от отвеждания, но с по-слабо разпространение. При 3-електродната система се ползват само отвежданията *I*, *II* и *III*. Системата с 5 електрода отчита споменатите отвеждания плюс още едно униполярно прекордиално *V*. Един от начините за регистриране на активността, свързана с десните части на сърцето, е V_4 да се разположи в дясната половина под името V_4R . При 15-каналната система се въвеждат три допълнителни прекордиални електрода (V_7 , V_8 и V_9), които се разполагат в задната лява част на гръдния кош.

В описаните системи от ЕКГ отвеждания са споменати само електродите, от които се сема сигнал. Всъщност, съществува и още един електрод, чрез който пациентът се свързва с общия проводник на ЕКГ апаратурата. Този електрод обикновено се поставя на десния крак и често се управлява от усилвателно стъпало, което инвертира и усилва синфазния компонент в сигнала. По този начин се редуцира влиянието на смущенията, предизвикани от захранващата мрежа.

1.3 Особенности на цифровите ЕКГ сигнали

Основната част на спектъра на ЕКГ сигналите е концентрирана от постоянната съставка до около 120 Hz, което обуславя минимална честота на дискретизация $f_s = 250$ Hz. По принцип необходимият брой на нивата на квантуване не е особено висок, но модерният дизайн на ЕКГ апаратурата предполага да се ползват аналого-цифрови преобразуватели с висока разделителна способност (16 bit и повече) за сметка на намаляване на усилването в аналоговите стъпала. Този подход дава възможност за замяна на аналогова филтрация на постоянната съставка с цифрова. Наличието на постоянна съставка, комбинирано с голямо усилване, би довело до насищане на съответните усилвателни стъпала.

ЕКГ сигналите са съпътствани от нежелани въздействия (смущения), някои от които имат физиологичен произход, а други възникват в електродите, кабелите или съответната ЕКГ апаратура. Тези смущения са [5], [6]:

- Дрейф на нулевата линия;
- Мускулни артефакти;
- Артефакти, предизвикани от движението на електродите;
- Смущения, предизвикани от захранващата мрежа;
- Смущения, предизвикани от мощни импулсни или радиочестотни източници;

- Шум, генериран в пасивни и активни компоненти в усилвателната част на устройствата за регистриране.

Дрейфът на нулевата линия се изразява в бавна флукутация на нулевото ниво на ЕКГ сигнала. Причинява се от изменението на импеданса между електродите и кожата на изследвания субект, както и от движението на гръдния кош, свързани с респирацията. Тъй като постоянната съставка в ЕКГ няма клинично значение, дрейфът на нулевата линия може да се редуцира чрез филтрация с високочестотен филтър, но характеристиките на филтъра трябва да бъдат такива, че да не се получи значителна промяна в морфологията на ST сегмента. Прието е честотата на среза на филтъра да бъде 0.05 Hz, когато ЕКГ се ползва за диагностика и 0.5 Hz в случаите на ЕКГ мониторинг. Много добри резултати се получават, ако характеристиките на филтъра се адаптират в зависимост от моментната пулсова честота. Мускулните артефакти се причиняват от активността на скелетната мускулатура на пациента. Спектърът на тези смущения е отместен към по-високите честоти в сравнение с ЕКГ, но все пак е налице значително спектрално припокриване. Това е причината тривиалната линейна филтрация да не дава добър резултат при редуцирането на тези смущения. Движението на електродите, причинено от разтягането на кожата, създава артефакти, които не само са изключително трудни за потискане, но те могат да бъдат причина за погрешна интерпретация, поради това че понякога наподобяват QRS комплекси. Смущенията, предизвикани от захранващата мрежа, са основен източник на шум във всички биомедицински сигнали, снети от повърхността на тялото. Стандартен подход за тяхното редуциране в ЕКГ е ползването на допълнителен електрод, на който се подава смущението в противофаза. Тези смущения са теснолентови, следователно подлежат на сравнително лесна филтрация, особено когато се разполага с референтен източник, взет от синфазната компонента на усилвания сигнал. Минимизирането на останалите два вида смущения е обект на оптимален хардуерен дизайн на ЕКГ апаратурата. При правилното ѝ проектиране, шумът, генериран в пасивните и активните компоненти в усилвателната част, няма значително влияние върху ЕКГ поради сравнително високите нива на сигнала (размахът е от порядъка на няколко mV).

Като преход към основната тематика на монографията, тук е мястото да се споменат основните източници на информационен излишък в многоканалните ЕКГ сигнали:

- Корелация във времето;
- Цикличност във времето;

- Корелация в пространството.

Като типична времева последователност, ЕКГ се характеризира с корелация между отделните отчети, което дава възможност да се извърши предсказване във времето. Нещо повече, в ЕКГ са налице и компоненти с много бавно изменение, което е предпоставка за понижаване на честотата на дискретизация в тези области. Цикличността във времето е особеност на ЕКГ, ползвана от множество методи за компресия. При нормална сърдечна дейност, в ЕКГ се наблюдава повтаряща се последователност от подобни един на друг фрагменти, кореспондиращи със съответните кардиоцикли. Разбира се, при възникване на различни ритъмно-проводни нарушения тази цикличност се нарушава. Корелацията в пространството е характерна за многоканалните ЕКГ. Тя се обуславя от факта, че множеството отвеждания са по същество различни „гледни точки“ на един и същ процес. Следователно, съществува начин за описване на многоканалния ЕКГ в друго пространство, където броят на променливите може да се намали, без да се получава значителна загуба на информация.

Глава 2

Обзор на съществуващите методи и алгоритми за компресия на ЕКГ сигнали

В тази глава е направен обзор на ефективните и утвърдени методи и алгоритми за компресия или *кодирание*¹ на ЕКГ сигнали. Систематизирането е направено спрямо основната техника, заложена в съответния метод или алгоритъм. В края на главата е направено обобщение на нерешените проблеми в анализираната област и евентуалните възможности за усъвършенстване.

2.1 Критерии за оценка на ефективността от компресията на ЕКГ сигналите

Целесъобразно е предварителното формулиране на широко възприетите критерии, които определят ефективността на даден метод за ЕКГ компресия. Първият от тях е степента на компресия [7]:

$$CR = \frac{N_o}{N_c}, \quad (2.1)$$

където N_o е броят на битовете, с които е кодиран фрагментът (или файлът) от оригиналния ЕКГ сигнал, а N_c е броят на битовете във фрагмента, получен след компресията. В множество литературни източници се дефинира алтернативен вариант за степента на компресия, който показва с колко процента се редуцира броят на битовете от оригиналния

¹В някои литературни източници, термините компресия и кодиране са взаимозаменяеми. Тук е прието компресията да се асоциира със загуба на информация, а кодирането да е еквивалентно на намаляване на размерността на данните с възможност за перфектно възстановяване.

фрагмент [7]:

$$CR_{\%} = \frac{N_o - N_c}{N_o} \times 100. \quad (2.2)$$

Наличието на тези две дефиниции е често срещана причина за некоректни интерпретации при сравнението на различните методи и алгоритми за компресия.

Когато компресията е свързана с каквато и да е загуба на информация, то задължително се дава и оценка на степента на различие между оригиналния сигнал и възстановения след компресията. Възприето е да се дефинира процентната средноквадратична разлика [7]:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2}{\sum_{n=1}^N x_n^2}} \times 100, \quad (2.3)$$

където x_n е елемент (отчет) от оригиналния сигнал \mathbf{x} , \hat{x}_n е съответният елемент от възстановения сигнал след компресията, а N е броят на отчетите. Понякога е по-подходящо ползването на нормализираната процентна средноквадратична разлика, защото е независима от средната стойност [7]:

$$PRDN = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2}{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{\mathbf{x}})^2}} \times 100, \quad (2.4)$$

където $\bar{\mathbf{x}}$ е средната стойност на оригиналния сигнал. Съществува версия на $PRDN$, при която се изважда отместването (офсата) o на сигнала [7]:

$$PRDN' = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2}{\sum_{n=1}^N (x_n - o)^2}} \times 100. \quad (2.5)$$

Има и още една версия, в която участват едновременно и средната стойност и офсата [7]:

$$PRDN'' = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2}{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{\mathbf{x}} - o)^2}} \times 100. \quad (2.6)$$

Няма ясна граница за допустимите стойности на PRD , но в [7] се твърди, че при „най-добрите“ методи за компресия PRD не надвишава 9%. Такива стойности ще бъдат и целевите при разработването на алгоритмите, описани в оригиналната част на монографията. Други оценки на степента на различие между оригиналния и възстановения след компресията сигнал са отношението сигнал-шум и пиковото отношение сигнал-шум [7]:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x}_n)^2}{\sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2} \quad (2.7)$$

$$PSNR = 20 \lg \frac{\max(\mathbf{x})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2}}, \quad (2.8)$$

но те се ползват сравнително по-рядко.

Дадените оценки за степента на отклонение на възстановения сигнал спрямо оригинала са най-често срещаните, но подробният анализ показва, че броят на различните видове критерии е над 20 [7]!

Описаните критерии сами по себе си не са достатъчно информативни за това, колко ефективен е даден метод за компресия. За целта е прието да се формира отношение, наречено качествена оценка [7]:

$$QS = \frac{CR}{PRD} \quad (2.9)$$

или нормализирана качествена оценка:

$$QSN = \frac{CR}{PRDN}. \quad (2.10)$$

Споменатите критерии не са съвършени, защото те се базират на интегрална оценка на качеството на възстановения сигнал. Възможно е PRD или $PRDN$ да са достатъчно ниски, но все пак да са налице недопустими отклонения на възстановения сигнал спрямо оригиналния в области, които са важни от диагностична гледна точка. Въпреки това, тези критерии са широко разпространени и дефакто са утвърдени като стандарт

2.2 Линеино предсказване

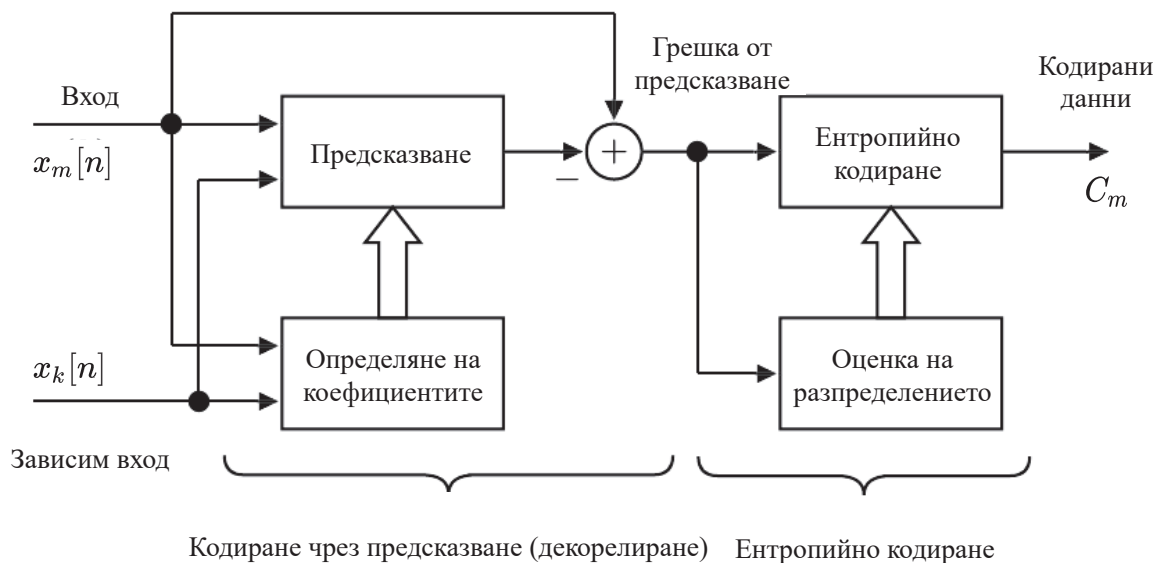
В този раздел е представена група от алгоритми, в чиято основа е залегнало линеиното предсказване (англ. Linear Prediction, LP). Самò по себе си LP е техника за компресия със загуби, но алгоритмите от тази група позволяват перфектно възстановяване на ЕКГ, защото грешката между оригиналния и предсказания сигнал се кодира и предава [8], [9], [10], [11], [12], [13].

В най-опростения вариант на подхода един LP дава оценка за стойността на текущия отчет на сигнала, вземайки предвид стойностите на предишните отчети [14]:

$$\hat{x}[n] = \sum_{i=1}^M a_i x[n-i], \quad (2.11)$$

където a_i са коефициентите на модела. Следващият етап е изчисляването на грешката между оригиналния сигнал и неговата оценка в дадения

момент от време. Грешката е обект на кодиране с подходящ за нея метод, като това може да е някой от видовете ентропийно кодиране [13]. Описаната процедура е показана на Фиг. 2.1. В декодера се изчислява



Фиг. 2.1 Блокова диаграма на ЕКГ кодиране с LP (адаптирана от [13])

оценката от идентичен LP модел, след което към нея се добавя декодираната грешка, което дава като резултат перфектно възстановен сигнал. За коефициентите на LP модела са възможни следните варианти [13]:

- Коефициентите на модела се определят еднократно чрез предварителен анализ на характеристиките на сигнала (фиксиран модел). Моделът е адекватен за стационарни сигнали;
- Коефициентите на модела се адаптират чрез оценка на характеристиките на сигнала при всеки отчет. Моделът е адекватен за силно нестационарни сигнали. Коефициентите на LP модела не е необходимо да се предават на декодера, защото те могат да се определят от възстановения сигнал;
- Сигналът се разделя на блокове, като коефициентите на модела за дадения блок се определят от характеристиките на сигнала от предходния блок. Моделът е подходящ за слабо нестационарни сигнали. Коефициентите на модела е необходимо да бъдат предавани само за първия блок;
- Сигналът се разделя на блокове, като коефициентите на модела за дадения блок се определят от характеристиките на сигнала за същия блок. Моделът е подходящ за сигнали със средна степен на

нестационарност. Коефициентите на модела е необходимо да бъдат предавани за всеки блок.

Най-голямо приложение за декорелиране във времето на ЕКГ намира вторият вариант, защото се касае за нестационарен процес. Фиксираният модел е подходящ при декорелиране на отделните отвеждания при многоканални ЕКГ, както е описано по-долу.

Диаграмата на Фиг. 2.1 се отнася за кодиране на едноканални ЕКГ сигнали. За многоканални сигнали може да се ползва допълнителен LP модел, чрез който да бъде предсказан ЕКГ за даден канал от другите отвеждания. Подобен подход може да се види в [13]. По отношение на декорелирането на сигнала във времето, в цитираната публикация се предлага да се работи с два LP модела (селективно линейно предсказване). Първият от тях се ползва за фрагментите на сигнала със сравнително бавно изменение (Р вълни, Т вълни и нулева линия), а втория за QRS комплексите. Това разделяне осигурява по-адекватно моделиране на различните фрагменти в ЕКГ и съответно намаляване на грешката от предсказване в QRS комплексите. Вместо оригиналния ЕКГ, авторите предлагат да се кодира неговата първа разлика. Една от причините за това е намаляването на вероятността от аритметично препълване, проблем, който може да възникне при работа с данни с фиксирана запетая. В цитираната публикация са докладвани стойности за CR от 2.9 до 3.4, които са получени чрез експериментиране с две различни бази от данни, съдържащи многоканални ЕКГ сигнали.

Алтернативен алгоритъм за кодиране на многоканални ЕКГ сигнали чрез LP е представен в [15]. Първата стъпка е декорелирането между отделните ЕКГ отвеждания чрез фиксиран LP модел. Както в [13], така и тук е реализирано селективно LP за регионите с бързо и бавно изменение на сигнала. За областите с бавно изменение е избран LP модел от първи ред. За областите с бързо изменение е предложен по-съвършен подход, а именно предсказаната стойност да се формира чрез експоненциално тегловно осредняване на резултатите от два модела, съответно от втори и четвърти ред. Коефициентите за тегловното осредняване $\omega_r[n]$ се определят съгласно: $\omega_r[n] = 2^{C-\bar{e}[n]}$ $r = 2, 4$, където C е константа, а $\bar{e}[n]$ е осреднената грешка от предсказване от последните три стъпки на алгоритъма [15]. Кодирането на грешката от предсказване е осъществено с кода на Golomb-Rice [16]. Постигнатата с алгоритъма стойност на CR е приблизително 3. Кодирането на грешката от предсказване с код на Golomb-Rice е предложено и в [11]. За разлика от [15], в цитираната публикация се ползва един LP модел. Публикуваните средни стойности за CR са около 2.8. Алгоритъмът е реализиран в микроконтролер с архитектура ARM Cortex M4.

Определянето на коефициентите на LP модела се свежда до решаване на равенството на Yule-Walker [17].

2.3 Дискретно косинус преобразуване

Дискретното косинус преобразуване (англ. Discrete Cosine Transform, DCT) е едно от ортогоналните преобразувания, което представя една крайна последователност $x[n]$ като линейна комбинация от косинусоидални функции, осцилиращи с различни честоти. Съществуват няколко варианта на DCT, но най-често използваният е DCT-II, който в едномерния (1D) си вид е [18]:

$$X[k] = \alpha[k] \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos \left[\frac{k\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2} \right) \right] \quad k = 0, \dots, N-1, \quad (2.12)$$

където

$$\alpha[k] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & k = 0 \\ 1, & k \neq 0 \end{cases}.$$

Обратното дискретното косинус преобразуване (англ. Inverse Discrete Cosine Transform, IDCT) е [18]:

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=0}^{N-1} \alpha[k] X[k] \cos \left[\frac{k\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2} \right) \right] \quad n = 0, \dots, N-1. \quad (2.13)$$

DCT е в основата на множество стандарти за компресия на аудио, изображения и видео, защото концентрира основната част на енергията на сигнала в относително тясно групирани коефициенти. Компресията чрез DCT се изразява в подходящо квантуване на коефициентите $X[k]$ или нулирането на тези $X[k]$, които нямат значителен принос в енергията на сигнала. DCT се прилага относително рядко за целите на ЕКГ компресията поради получаването на сравнително посредствени стойности на QS . Въпреки това съществуват публикации и реализации, които адресират прилагане на DCT за компресия на ЕКГ с цел мониторинг [19]. Мониторингът предполага ползването на преносими устройства за ЕКГ регистрация, които имат слаби изчислителни възможности, свързани с изискванията за ниска консумация на енергия. Отчитайки ниската изчислителна сложност на преобразуването, създаването и реализацията на алгоритми за ЕКГ компресия на основата на DCT, е напълно обосновано. В [20] е предложена система за ЕКГ мониторинг чрез стандарта

Bluetooth Low Energy (BLE). Подходът за DCT компресия на ЕКГ сигнала е класически. Извършва се едномерно DCT върху буфериран ЕКГ сигнал с брой на отчетите 512, след което коефициентите с най-малка енергия се нулират. В публикацията не се споменава нищо относно начина, по-който се кодират дългите серии от нули, но са дадени стойностите за CR и PRD , получени от проведени експерименти с прототип на системата. Типичната стойност за CR е 5, при $PRD = 4.9\%$. По-съвършен подход е представен в [21]. Предлага се итеративна процедура, в която се променя прагът за нулиране на DCT коефициентите до удовлетворяване на желаната стойност на PRD . Получените коефициенти се квантуват и кодират чрез аритметично кодиране [22]. Интересен е алтернативният вариант, който е предложен за кодиране на блока от DCT коефициенти. Първият бит указва дали в блока има поне един ненулев коефициент. Следващите 6 бита кодират позицията на последния бит в DCT коефициентите, който има стойност 1 (фрагментът, върху който се прилага DCT е от 64 отчета). Останалата част е съставена от битовете на коефициентите преди последния бит със стойност 1. Получаването на блокове само от нулеви коефициенти се случва типично в областите на изоелектричната линия, а това се постига като DCT се извършва върху фрагменти с извадена постоянна съставка. Експерименталните изследвания показват, че подходът осигурява стойности на CR , близки до 11. В [23] е показана допълнителна обработка на DCT коефициентите преди ентропийното кодиране, което води до по-високи стойности на CR . Ако резултатът от DCT се вземе по абсолютна стойност, то се установява, че особено във високочестотната област, разликите между съседните коефициенти са малки. Предлага се да се изчислят тези разлики в посока отзад-напред до първите два елемента. Споменатите първи два елемента на разликите се определят чрез изваждане на числата 1.248 и 0.624 от модула на първия и втория коефициент съответно. За високите честоти е характерно и редуването на знаците на DCT коефициентите. Ако компресираният фрагмент е от 64 елемента, авторите стигат до извода, че е достатъчно да се кодират знаците на всички коефициенти от първия до тридесет и третия, както и на последния. Така описаните разлики и знаци на коефициентите се организират в масив, който се кодира с код на Huffman [24]. Средната стойност на CR е 5.3 при PRD около 0.2%.

2.4 Уейвлет преобразуване

Уейвлет преобразуването (англ. Wavelet Transform, WT) е една от техниките за многомащабен анализ на сигналите. WT дава възможност за декомпозиция при различни резолуции, което позволява представянето

на даден честотен компонент с разделителна способност, съответстваща на мащаба му. WT намира широко приложение в анализа на нестационарни медицински диагностични сигнали, в частност ЕКГ.

В интегралния си вид, WT се прилага върху сигнала $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ съгласно:

$$W_\psi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (2.14)$$

където ψ^* е комплексно спрегнатата уейвлет функция ψ , определяща базиса на преобразуването, $b \in \mathbb{R}$ е транслацията по времето, а $a > 0$ е мащабиращ фактор. Уейвлет функцията (наричана често mother wavelet) трябва да удовлетворява следните две условия:

1. Да има нулева средна стойност $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$;
2. Да бъде с единична енергия $\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt = 1$.

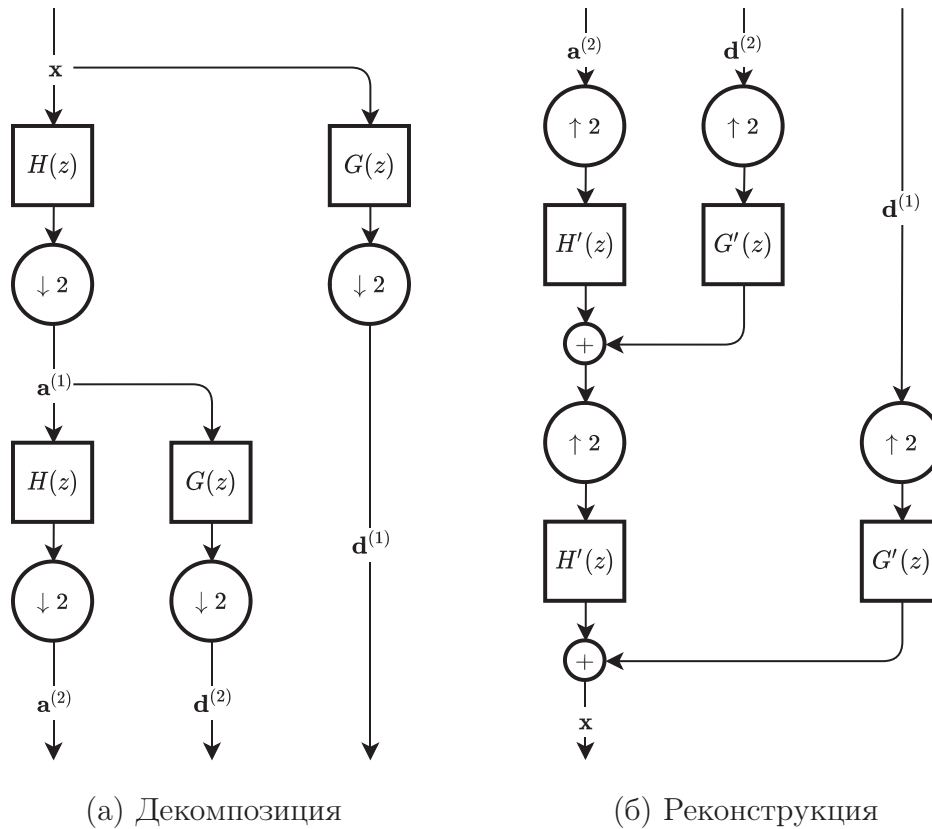
Повечето практически приложения на уейвлет анализа са основани на дискретното уейвлет преобразуване (англ. Discrete Wavelet Transform, DWT). На практика DWT се изчислява с помощта на набор от два не-рекурсивни филтъра $H(z)$ и $G(z)$, съответно нискочестотен и високочестотен, които са квадратурно ортогонални, т.е. $H(z) = G(-z)$. С тях се извършват децимации с фактор 2 за всяко ниво на декомпозиция l (Фиг. 2.2а). Резултатът от децимацията с $H(z)$ е познат като апроксимиращи коефициенти $\mathbf{a}^{(l)}$ и служи като вход за следващото ниво на декомпозиция. Децимацията с $G(z)$ води до т.нар. детайлизиращи коефициенти $\mathbf{d}^{(l)}$. Обратното дискретно уейвлет преобразуване (англ. Inverse Discrete Wavelet Transform, IDWT) се извършва чрез интерполации с фактор 2 (Фиг. 2.2б) чрез двойката не-рекурсивни филтри $H'(z)$ и $G'(z)$, които също са квадратурно огледални.

Загубната част при компресията на ЕКГ сигнали чрез DWT се изразява в модифициране на коефициентите спрямо определен праг. Същата процедура се прилага и в задачите по редуциране на шумове чрез DWT [25]. Първият вариант за модифициране на коефициентите d е чрез „твърд“ праг T [26]:

$$\hat{d}_k = \begin{cases} d_k, & |d_k| \geq T \\ 0, & |d_k| < T \end{cases}, \quad (2.15)$$

а втория е чрез „мек“ праг [26]:

$$\hat{d}_k = \begin{cases} d_k - T, & d_k \geq T \\ 0, & |d_k| < T \\ d_k + T, & d_k \leq -T \end{cases}. \quad (2.16)$$



Фиг. 2.2 DWT декомпозиция и реконструкция

Двата начина за модифициране на коефициентите спрямо даден праг са илюстрирани на Фиг. 2.3. В типичния случай само детайлизиращите коефициенти подлежат на модифициране. Прилагането на праг върху коефициентите от DWT декомпозицията води до формиране на клъстери от нули, които могат да бъдат представени в съкратен вид.

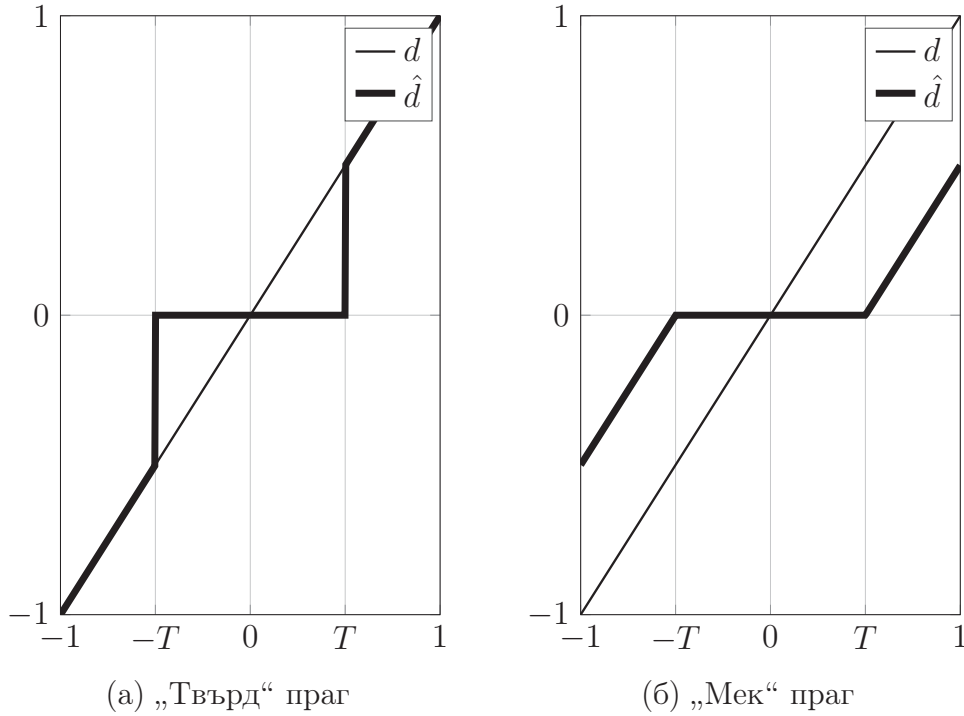
Определянето на подходящата стойност на прага T е задача, чието решение в общия случай е съобразено с характеристиките на шума, който е насложен върху сигнала, като се предполага, че въздействието му е адитивно. В началото на разглежданията ще се счита, че шумът има единична дисперсия, а впоследствие стойностите на праговете ще се мащабират спрямо оценката на действителното средноквадратично (стандартно) отклонение на шума.

Най-опростеният вариант е да се ползва т.нар. универсален праг, който е един и същ за всяко ниво на декомпозиция [27], [28]:

$$T_{uni} = \sqrt{2 \ln N}, \quad (2.17)$$

където N е броят на отчетите на анализирания сигнал. Има възможност универсалният праг да бъде различен за всяко ниво на декомпозиция l [28]:

$$T_{uni,l} = \sqrt{2 \ln n_l}, \quad (2.18)$$



Фиг. 2.3 Модифициране на DWT коефициентите спрямо праг

където n_l е броят на коефициентите за ниво на декомпозиция $l > 1$ или броят на отчетите на анализирания сигнал, ако $l = 1$. Предложен е и модифициран вариант на (2.18) [28]:

$$T_{uni,mod,l} = \sqrt{\frac{2 \ln n_l}{n_l}}. \quad (2.19)$$

Въведени са и експоненциално зависими прагове [28], като вариантът, в който се отчита n_l , е:

$$T_{exp,l} = 2^{\frac{l-L}{2}} \sqrt{2 \ln n_l}, \quad (2.20)$$

където L е броят на нивата на декомпозиция. На базата на принципа $\min\max$ [29] е предложено определяне на прага, съгласно [28]:

$$T_{minimax,l} = 0.3936 + 0.1829 \left(\frac{\ln n_l}{\ln 2} \right). \quad (2.21)$$

Съществуват и много други начини за определяне на праговете [28], които за конкретни случаи осигуряват по-добри резултати спрямо цитираните по-горе зависимости, но те са свързани и с по-сложни изчисления. В (2.17), (2.18), (2.19), (2.20) и (2.21) е възприето условието, че шумът е с единично средноквадратично отклонение. В действителност даден праг трябва да се мащабира с оценката на средноквадратичното отклонение

на шума $\tilde{\sigma}_l$ в съответното ниво на декомпозиция l [28]:

$$T_{sc,l} = \tilde{\sigma}_l T_l. \quad (2.22)$$

Когато шумът е бял, то оценката $\tilde{\sigma}_l$ в (2.22) може да се замени с оценката на средноквадратично отклонение на шума за първото ниво на декомпозиция. Това опростяване не би дало добър резултат при ЕКГ сигнали, защото доминиращите шумове в тях не са с константна спектрална плътност на мощността. Оценката на средноквадратичното отклонение на шума за ниво на декомпозиция l може да се намери с [28]:

$$\tilde{\sigma}_l = \frac{\text{median} (|\mathbf{d}^{(l)} - \text{median} (\mathbf{d}^{(l)})|)}{c}, \quad (2.23)$$

където $\text{median} (\mathbf{d}^{(l)})$ е медианата на детайлизиращите коефициенти от ниво на декомпозиция l , а коефициентът c зависи от характера на разпределението на шума. За стандартизирано нормално разпределение $c = 0.6745$, което кореспондира с третия му квантил. Често се ползва по-простата зависимост [30], [28]:

$$\tilde{\sigma}_l = \frac{\text{median} (|\mathbf{d}^{(l)}|)}{c}, \quad (2.24)$$

която се получава при близка до нула стойност на $\text{median} (\mathbf{d}^{(l)})$.

DWT е обратимо преобразуване, но не е непременно ортогонално. Това е валидно за т.нар. биортогонални уейвлет базиси, при които се получава по-голяма степен на свобода, даваща възможност за конструиране на симетрични уейвлет функции.

В контекста на компресията или редуцирането на шумове чрез DWT, избирането на оптимална уейвлет функция е компромис между три характеристики на уейвлет базиса. Първата от тях е броят на нулевите моменти. Функцията ψ има p на брой нулеви моменти, ако [31]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^k \psi(t) dt, \quad 0 \leq k < p. \quad (2.25)$$

Броят на нулевите моменти ограничава способността на ψ за репрезентация на полином от степен $p-1$. Например уейвлет с $p = 2$ ще бъде „сляп“ за линейните функции. Втората характеристика е дължината на интервала, в който стойностите на ψ са ненулеви. За ортогоналните уейвлет базиси тази дължина е най-малко $2p-1$ [31]. Третата характеристика е свързана с регулярността на грешката при реконструкция на сигнала от модифицираните коефициенти спрямо даден праг. Ако ψ е гладка, то и грешката от възстановяване ще бъде регулярно разпределена.

Създадени са множество фамилии от уейвлет функции, които са адаптирани към различни задачи, решавани чрез уейвлет анализа. Прието е тези функции да имат абривиатури, в които фигурира и броят на нулевите моменти или броят на коефициентите на съответните филтри. В Табл. 2.1 са дадени абривиатурите на ортогоналните DWT, а в Табл. 2.2 на биортогоналните.

Табл. 2.1 Абривиатури на ортогоналните DWT

Фамилия	Абривиатура	Забележка
Daubechies	dbN	N – брой нулеви моменти
Coiflet	$coifN$	N – брой нулеви моменти
Symlet	$symN$	N – брой нулеви моменти
Fejér-Korovkin	fkN	N – брой коефициенти на филтъра
Discrete Meyer	$dmey$	

Табл. 2.2 Абривиатури на биортогоналните DWT

Фамилия	Абривиатура	Забележка
Биортогонални	$bioN_r.N_d$	N_r – брой нулеви моменти в реконструкцията N_d – брой нулеви моменти в декомпозицията
Реверсни биортогонални	$rbioN_d.N_r$	N_d – брой нулеви моменти в декомпозицията N_r – брой нулеви моменти в реконструкцията

В [32], [33], [34], [35], [36] и [37] са предложени алгоритми за компресия на едномерни ЕКГ сигнали, следващи стандартната методология за модифициране спрямо праг и/или квантуване на DWT коефициентите. Авторите на [34] са имали за цел да създадат опростена схема, даваща възможност за реализация в мобилни устройства. Уейвлет функцията е $db1$, а нивата на декомпозиция са 3 или 5. Във варианта с 3 нива на декомпозиция всички детайлизиращи коефициенти се нулират, което води до $CR = 8$. При варианта с 5 нива на декомпозиция се нулират детайлизиращите коефициенти от първо и второ ниво. За детайлизиращите коефициенти от нива 3, 4 и 5 се прилага модифициране с „твърд“ праг със стойности съответно 70 %, 20 % и 10 % от максималната абсолютна стойност на коефициентите. При втория вариант се постигат стойности на CR над 23. И в двата варианта максималната стойност на PRD достига до 27 %. В [32] е представен подход за компресиране на ЕКГ сигнали,

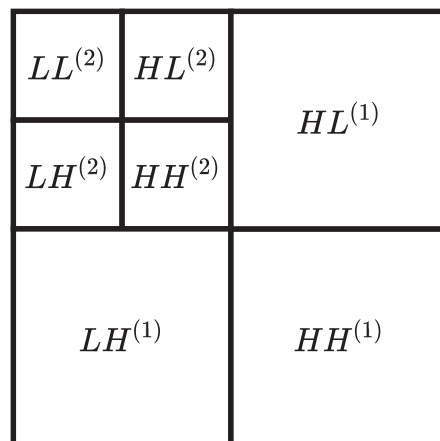
който е основан на модифициране на коефициентите, получени от DWT декомпозицията, като е експериментирано с различни уейвлет функции от фамилията Daubechies. Авторите са стигнали до заключението, че нивата на декомпозиция трябва да бъдат 4, имайки предвид честотата на дискретизация, която в случая е $f_s = 360 \text{ Hz}$. Първият етап на алгоритъма е нулирането на коефициентите, чиято абсолютна стойност е под определен праг. Прагът не е фиксиран, а подлежи на изчисляване за всяка отделна подлента на базата на оценката на средноквадратичното отклонение на шума. Втората стъпка е квантуване на коефициентите с различен брой нива на квантуване за всяко ниво на декомпозиция. Максималният брой нива на квантуване е 2048 (11 bit), което съвпада с броя на нивата на квантуване на оригиналния сигнал. Въпросният максимален брой на нивата на квантуване се прилага в нивото на декомпозиция с максимален размах на коефициентите (типично това е последното ниво). Броят на битовете, с които се квантуват коефициентите, е по-малък за останалите нива на декомпозиция. Получените стойности за CR са до 7.8. Вместо PRD е публикувано SNR , което е от порядъка на 23 dB. Авторите са разширили своите изследвания, в резултат на което е систематизирана ефективността от компресията за 9 уейвлет функции от фамилията Daubechies [33]. Анализът показва, че най-добри резултати се постигат с db14 и db16. Трябва да се отбележи, че тестовете за извършени с много малък брой ЕКГ сигнали, а именно само 14. Когато броят на битовете, с които се квантува дадено число, не е кратен на 8 (един байт), сериализирането на данните се усложнява, защото съответните числа се организират в изходния масив като поредица от битове, а не байтове, думи и т.н. Това е и основният недостатък на цитирания подход. В [38] е предложено кодиране на DWT коефициентите с една от разновидностите на популярния универсален алгоритъм Lempel–Ziv–Welch (LZW) [39]. Експериментирано е с уейвлет бази си на db1, db4, sym4, coif2 и bior4.4. Най-високата стойност за CR (9.3) е получена при bior4.4. При всички експериментирани бази си PRD е около 0.01 %.

По-различен контекст на прилагането на едномерното DWT за ЕКГ компресия може да се види в [40]. Едноканалният сигнал се сегментира на кардиоцикли, които формират редовете на матрица. DWT се извършва върху всеки един ред, а полученият резултат се преобразува по стълбове с DCT. Авторите са лаконични по отношение на начина, по който става редуцирането на размерността на данните. Твърди се, че демонстрираният подход има около 3 пъти по-висок потенциал отколкото прилагането на двумерно (2D) DWT върху формираната матрица.

Регулирането на параметрите на даден алгоритъм за компресия, с цел гарантиране на качеството на възстановения сигнал, е задача, която

може да се реши чрез итеративен процес на компресия и реконструкция. Очевидно е, че това води до многократно увеличаване на изчислителната сложност. В [41] и [42] са предложени алгоритми за ЕКГ компресия, базирани на нелинеен контрол на квантуването на DWT коефициентите. По този начин се гарантира качеството на възстановения сигнал без необходимост от реконструкция и проверка на PRD ($PRDN$).

Двумерен ЕКГ може да се получи чрез извадка от многоканален сигнал или чрез формиране на матрица от подходящо сегментиран едномерен сигнал. Върху така получената матрица може да се приложи 2D версията на DWT с цел компресия. Двумерната DWT декомпозиция има подлентова структура, илюстрирана на Фиг. 2.4. За нивото на декомпозиция l коефициентите $LL^{(l)}$ са получени чрез децимации с фактор 2 с нискочестотния анализиращ филтър $H(z)$, извършени първо по редове, а след това по стълбове. Коефициентите $HL^{(l)}$ се получават от децимации по редове и стълбове, съответно с $H(z)$ и високочестотния анализиращ филтър $G(z)$. За коефициентите $LH^{(l)}$ редът на прилагане на $H(z)$ и $G(z)$ е обратен спрямо този за $HL^{(l)}$. Блокът от коефициенти $HH^{(l)}$ се получава от децимации по редове и стълбове с $G(z)$.

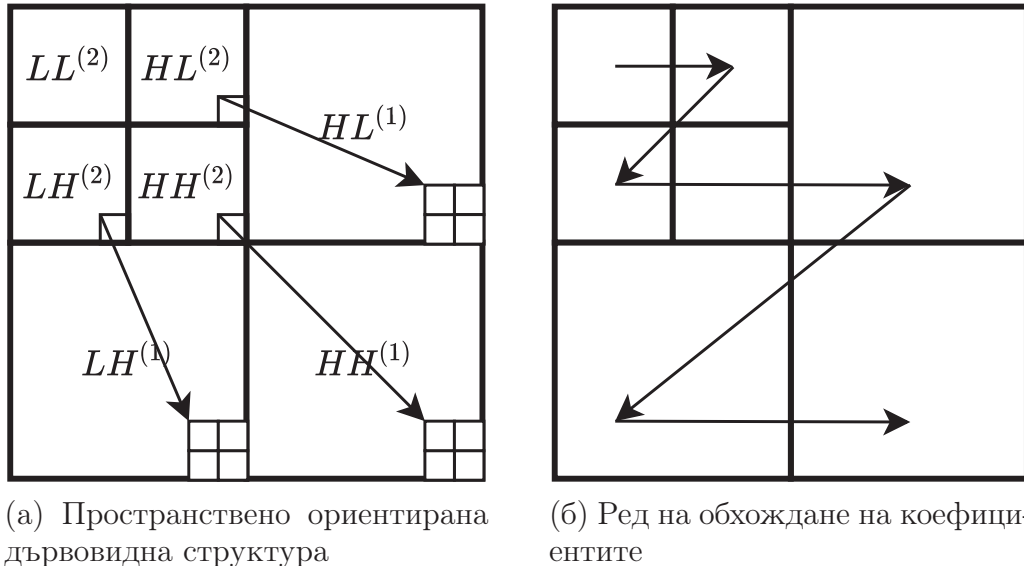


Фиг. 2.4 Двумерно DWT с 2 нива на декомпозиция

Двумерното DWT обикновено се комбинира с кодиране на коефициентите в поток от битове, генерирани в намаляващ ред на тяхната значимост. Популярни алгоритми за такова кодиране са т.нар. вградени нулеви дървета на уейвлет преобразуването (англ. Embedded Zerotrees of Wavelet transforms, EZW) и пространствено подредените йерархични дървета (англ. Set Partitioning in Hierarchical Trees, SPIHT) [43]. Тези алгоритми са разработени за компресия на изображения, но успешно се прилагат и в компресията на двумерни ЕКГ сигнали [44] и [45].

SPIHT дава възможност да се изберат „най-важните“ DWT коефициенти при зададена от потребителя стойност на CR . Алгоритъмът се осно-

вава на дървовидната структура на DWT декомпозицията (тип „родител-наследник“) (Фиг. 2.5а). Предаването на декомпозицията е прогресивно, започвайки от най-старшия бит на коефициентите, като се следва ред на обхождане, показан на Фиг. 2.5б. Нека $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ е матрица от коефици-

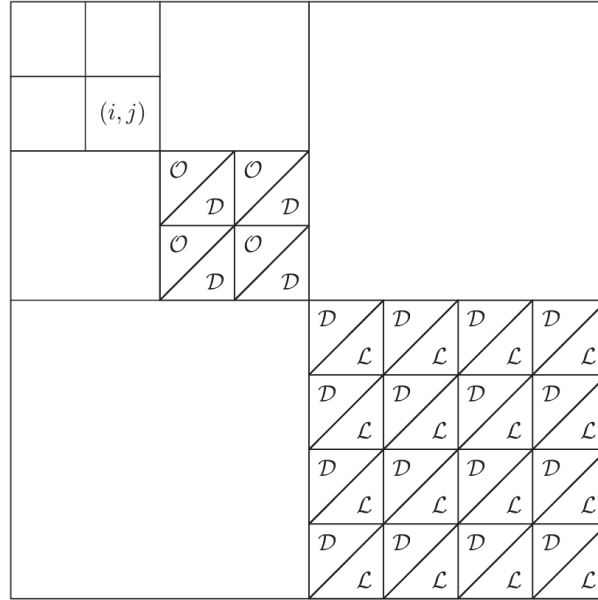


Фиг. 2.5 Пространствено ориентирана дървовидна структура и ред на обхождане на коефициентите при SPIHT алгоритъма

циентите на двумерното DWT, извършено с брой нива на декомпозиция L . Елементите на матрицата $c_{i,j}$ са представени целочислено като най-старшият бит кодира знака на коефициента, а останалите неговата стойност по модул. За по-лесно описване на SPIHT се въвеждат и следните дефиниции [43]:

- LIP е списък на координатите на незначителните коефициенти спрямо праг T ;
- LSP е списък на координатите на значителните коефициенти спрямо праг T ;
- LIS е списък на координатите на корените на незначителните множества спрямо праг T ;
- $\mathcal{O}(i, j)$ е множество от т.нар. „преки наследници“ на коефициента с координати i, j . Това са 4 коефициента с координати $(2i, 2j)$, $(2i + 1, 2j)$, $(2i, 2j + 1)$ и $(2i + 1, 2j + 1)$ (Фиг. 2.6);
- $\mathcal{D}(i, j)$ е множество от всички „наследници“ на коефициента с координати i, j (Фиг. 2.6);

- $\mathcal{L}(i, j) = \mathcal{D}(i, j) \setminus \mathcal{O}(i, j)$ е множество от „далечните наследници“ на коефициента с координати i, j (Фиг. 2.6);
- $\mathcal{H}(l) = \{(i, j) \mid 0 \leq i, j < \frac{N}{2^{l-1}}\}$ $0 < l \leq \log_2 N$ е множеството от координатите на корените на дървото след l нива на декомпозиция;



Фиг. 2.6 Множества $\mathcal{O}(i, j)$, $\mathcal{D}(i, j)$ и $\mathcal{L}(i, j)$ при $i = 1, j = 1$ и $N = 8$ [43]

Множеството от коефициенти \mathcal{T} се нарича незначително спрямо праг T , ако всички негови елементи са незначителни спрямо този праг. Ако се въведе функцията S_T [43]:

$$S_T(\mathcal{T}) = \begin{cases} 1, & \max_{(i,j) \in \mathcal{T}} \{|c_{i,j}| \geq 2^T\} \\ 0, & \text{ост. сл.} \end{cases}, \quad (2.26)$$

то множеството \mathcal{T} се нарича незначително, само ако $S_T(\mathcal{T}) = 0$. Значимостта на единичен коефициент $c_{i,j}$ се отбелязва съкратено с $S_T(i, j)$. Всеки елемент от LIS има атрибут от тип A или B . Ако типът на елемента $(i, j) \in LIS$ е A , тогава елемента (i, j) представя множеството $\mathcal{D}(i, j)$. Ако типът е B , тогава той представя множеството $\mathcal{L}(i, j)$. SPIHT е описан подробно в Алгоритъм 1 чрез псевдокод. След инициализацията на списъците следват фазите на сортиране и поправка, които се изпълняват итеративно. В итерация k на фазата на сортиране се предават k -тите битове на коефициентите в LIP . Ако k -тият бит на коефициента $c_{i,j}$ е 1 ($S_k(i, j) = 1$), то този коефициент е значителен спрямо k и незначителен спрямо $k + 1$. В такъв случай се предава и неговия знак.

Едно от достоинства на SPIHT е липсата на необходимост от допълнително кодиране на получения поток от битове. При този алгоритъм

квантуването на коефициентите се извършва спрямо желаната стойност на CR . За целите на ЕКГ компресията се налага предварително експериментиране с различни CR до получаване на приемлива стойност на PRD ($PRDN$).

Алгоритъм 1 Псевдокод на SPIHT (адаптиран от [43])

▷ Инициализация
1: Предаване на $k \leftarrow \log_2 \max_{(i,j)} \{|c_{i,j}|\}$, $LSP \leftarrow \emptyset$, $LIP \leftarrow \mathcal{H}(L)$ и добавяне на тези (i, j) с $\mathcal{D}(i, j) \neq \emptyset$ към LIS като елементи от тип A
▷ Сортиране
2: **for each** $(i, j) \in LIP$ **do**
3: Предаване на $S_k(i, j)$
4: **if** $S_k(i, j) = 1$ **then**
5: Добавяне на (i, j) в LSP и предаване на знака на $c_{i,j}$
6: **end if**
7: **end for**
8: **for each** $(i, j) \in LIS$ **do**
9: **if** (i, j) е от тип A **then**
10: Предаване на $S_k(\mathcal{D}(i, j))$
11: **if** $S_k(\mathcal{D}(i, j)) = 1$ **then**
12: **for each** $(e, f) \in \mathcal{O}(i, j)$ **do**
13: Предаване на $S_k(e, f)$
14: **if** $S_k(e, f) = 1$ **then**
15: Добавяне на (e, f) в LSP и предаване на знака на $c_{e,f}$
16: **else**
17: Добавяне на (e, f) в LIP
18: **end if**
19: **end for**
20: **if** $\mathcal{L}(i, j) \neq \emptyset$ **then**
21: Преместване на (i, j) в края на LIS като елемент от тип B
22: **goto** 8
23: **else**
24: Премахване на (i, j) от LIS
25: **end if**
26: **end if**
27: **else**
28: Предаване на $S_k(\mathcal{L}(i, j))$
29: **if** $S_k(\mathcal{L}(i, j)) = 1$ **then**
30: Добавяне на всички $(e, f) \in \mathcal{O}(i, j)$ в LIS като елемент от тип A
31: Премахване на (i, j) от LIS
32: **end if**
33: **end if**
34: **end for**
▷ Поправка
35: **for each** $(i, j) \in LSP$ без включените в последното сортиране **do**
36: Предаване на k -тия бит на $|c_{i,j}|$
37: **end for**
▷ Промяна на нивото на квантуване
38: $k \leftarrow k - 1$
39: **if** $k \geq 0$ **then**
40: **goto** 2
41: **end if**

SPIHT е приложен за компресия на едноканален ЕКГ в [46], като

двумерният сигнал е формиран от отделните кардиоцикли. Експериментирано е с различни уейвлет базиси. При $CR = 8$ най-добър резултат се получава за `sum8` ($PRD = 1.9\%$), докато при $CR = 16$ и $CR = 24$ най-ниските стойности за PRD са при `bio6.8` и са съответно 3.3% и 4.5% . При $CR = 32$ най-добрият резултат е за `coif4` ($PRD = 5.4\%$). Прилагане на SPIHT за компресия на 12-канален ЕКГ може да се види в [47]. От направените изследвания може да се заключи, че при $CR = 16$ се получават сравнително високи стойности за PRD , а именно от 19.3 до 46.1% . Идеята в [48] е да се формира тензор от двумерните DWT декомпозиции, приложени върху многоканален ЕКГ, като третата дименсия се явява номерът на кардиоцикъла. Върху получения тензор за прилага тримерна версия на SPIHT. Извършени са експерименти при CR от 4 до 24 през стъпка 4. Най-високата стойност за PRD е 3.1% .

В [49] е предложено двумерното DWT да се използва за компресия на многоканални ЕКГ чрез директно прилагане на стандарта JPEG2000. Първата стъпка е да се извърши DCT върху матрицата, формирана от многоканалния сигнал. Преобразуването е итеративно, като във всяка итерация се променя прагът, спрямо който се нулират коефициентите до получаване на удовлетворителна стойност на PRD . JPEG2000 се прилага върху така полученото „изображение“ от DCT коефициенти. И в този случай процесът е итеративен. След всяка итерация се извършва реконструкция, проверка на PRD и промяна на степента на компресия, ако това е необходимо. Получените стойности на CR са от порядъка 40 при PRD около 2% . Още едно прилагане на JPEG2000 върху двумерен ЕКГ сигнал е предложено в [50]. Подходът е по-опростен от описания в [49]. Изходната матрица е формирана от изравнените по дължина кардиоцикли. Степента на компресия е фиксирана на 24. Получените стойности за PRD са от 4.1 до 10.6% .

2.5 Анализ по главни компоненти и декомпозиция по сингулярни стойности

Анализът по главни компоненти (англ. Principal Component Analysis, PCA) е технология от многомерния статистически анализ, която се използва за намаляване на размерността на пространството с минимална загуба на полезна информация. От математическа гледна точка, PCA е линейно и ортогонално преобразуване, проектиращо данните от изходното пространство в ново пространство, в което ориентацията на първата координатна ос съвпада с посоката на максимална дисперсия на данните. Втората координатна ос е ортогонална на първата, отново със стремеж за максимизиране на дисперсията на проектираните по нея данни и т.н.

Проектираните вектори са некорелирани и първите от тях съдържат основната част от информацията. Очевидно е, че векторите, асоциирани с незначителна част от дисперсията, могат да бъдат пренебрегнати. Именно в това се състои намаляването на размерността в новото пространство.

Нека $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ е подлежащата на преобразуване матрица, където M е броят на променливите, а N е броят на наблюденията. Ковариационната матрица на \mathbf{X} е:

$$\Sigma \in \mathbb{R}^{M \times M} = \frac{1}{N-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X}, \quad (2.27)$$

при условие, че всеки стълб на \mathbf{X} има нулева средна стойност. PCA може да се извърши чрез собствена декомпозиция на Σ [51]:

$$\Sigma = \mathbf{V} \Lambda \mathbf{V}^T, \quad (2.28)$$

където $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{M \times M} = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2 \ \dots \ \mathbf{v}_M]$ е матрица от собствените вектори на Σ , а Λ е диагонална матрица от съответните им собствени стойности $\lambda_m \ m = 1, \dots, M$. Решението на формулирания проблем (2.28) може да се намери в [51]. Предпоследният етап на PCA е да се формира матрицата $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ от \mathbf{V} чрез пренареждане на собствените вектори по намаляващ ред на съответните им собствени стойности. Проектираните данни в новото пространство се определят от:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{XW}. \quad (2.29)$$

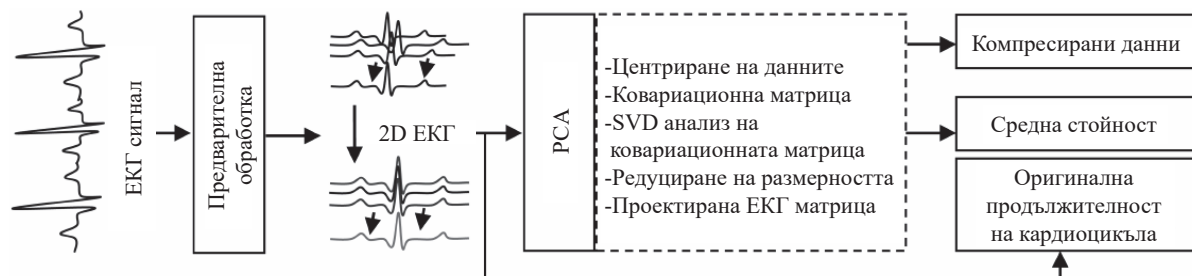
Тясно свързана с PCA е декомпозицията по сингулярни стойности (англ. Singular Value Decomposition, SVD). Двете преобразувания водят до един и същ резултат, ако стълбовете на \mathbf{X} имат нулева средна стойност. Прилагането на SVD върху \mathbf{X} се изразява в [52]:

$$\mathbf{X} = \mathbf{USW}^T, \quad (2.30)$$

където $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ е унитарна матрица, $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ е правоъгълна диагонална матрица от сингулярни стойности $s_m \ m = 1, \dots, M$. Очевидно е, че $\mathbf{Y} = \mathbf{XW} = \mathbf{USW}^T \mathbf{W} = \mathbf{US}$. В сравнение с PCA, SVD се характеризира с по-добра изчислителна устойчивост, защото не е необходимо да се определя ковариационната матрица.

Тъй като ЕКГ има циклически характер, компресията на едноканални ЕКГ сигнали с PCA (SVD) предполага сигналът да се раздели на последователни блокове, от които да се формира матрицата, която ще подлежи на проектиране. Почти винаги това разделяне е на кардиоцикли, като всеки блок се позиционира около съответния QRS комплекс,

започвайки от фиксирано разстояние преди него и включвайки Р вълната. Дължината на блока трябва да бъде такава, че да се включи и цялата Т вълна [53], [54], [55]. На Фиг. 2.7 е показана типичната методология при компресиране на едноканални ЕКГ с помощта на PCA [55]. Един от основните проблеми, които трябва да се решат, е как да се

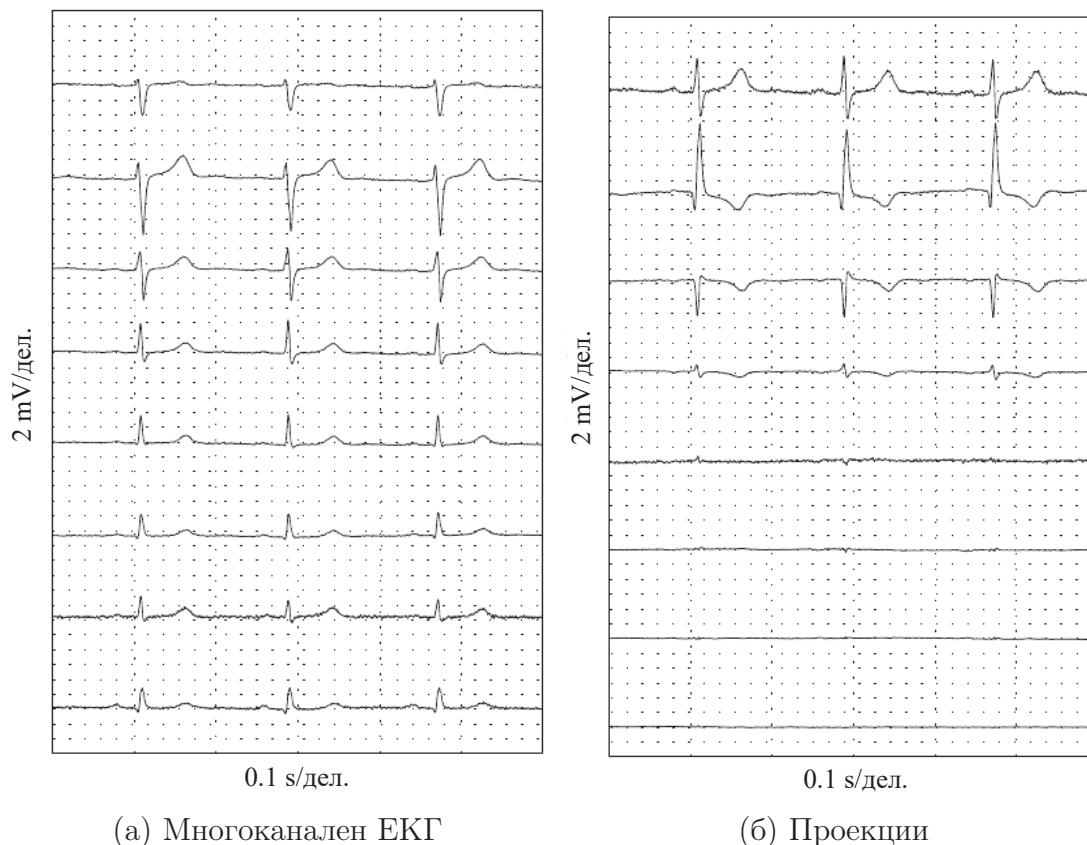


Фиг. 2.7 Методология за едноканална ЕКГ компресия на основата на PCA (адаптирана от [55])

процедира с различните продължителности на кардиоциклите. Първият вариант е по-кратките кардиоцикли да се допълнят с нули. Вторият вариант е изравняване на продължителността им чрез интерполация. И в двата случая се налага оригиналната продължителност на всеки кардиоцикъл да се запазват. И двата варианта не са свършени, защото дори при нормален ритъм, промяната на пулсовата честота не води до пропорционална промяна на продължителностите на вълните. Описаните два варианта са експериментирани в [55]. При извършване на интерполация се получават по-добри резултати, а именно $CR = 6.4$ и $PRD = 4.8\%$. При допълване с нули се получава значително повишаване на грешката ($PRD = 10.6\%$) при почти непроменена стойност на CR .

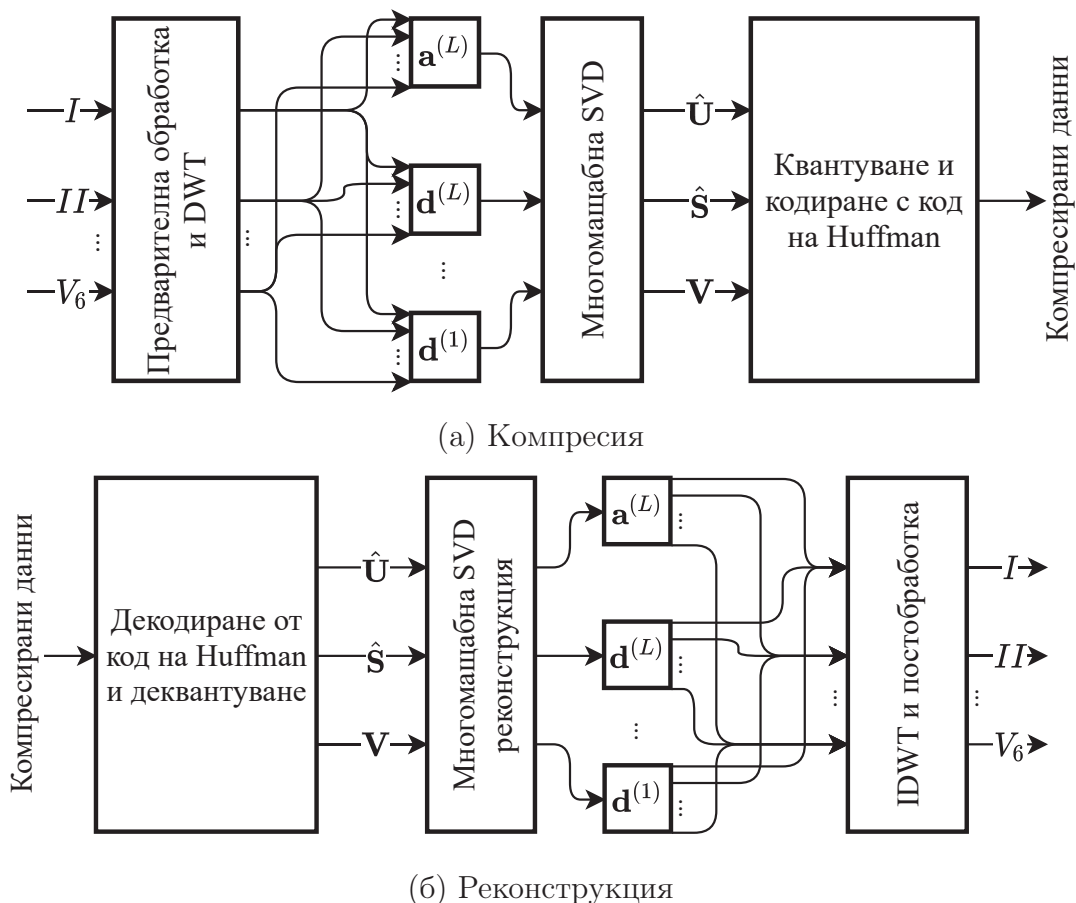
Очевидно е, че описаната обща методология за компресия на едноканални ЕКГ с PCA (SVD) изисква прилагането на QRS детекция и наличие на оперативна памет с голям обем, за да може да се формира двумерен сигнал. Ефективността от компресията е силно зависима от правилното подравняване на блоковете (Фиг. 2.7), което може да бъде значително затруднено при наличие на ритъмно-проводни нарушения и/или от неблагоприятно отношение сигнал-шум.

PCA и SVD дават възможност и за компресия на многоканални ЕКГ сигнали, защото съществува голяма степен на корелация между отделните отвеждания. Ако се формира матрица от многоканалния ЕКГ сигнал, то след прилагане на PCA (SVD) е възможно възстановяване при сравнително малка грешка от редуциран брой на компонентите [56]. От примера, показан на Фиг. 2.8, се вижда, че значителната част от енергията на ЕКГ с 8 независими отвеждания се концентрира в първите 4 главни компоненти.



Фиг. 2.8 Пример за преобразуване на многоканален ЕКГ сигнал чрез PCA (адаптирана от [56])

Приложение на SVD за компресия на многоканални ЕКГ сигнали е предложено в [57]. Особеното в подхода е, че SVD се извършва върху коефициентите от едномерните DWT декомпозиции на всяко ЕКГ отвеждане (Фиг. 2.9). Предложено е и ограничаване на размерностите на матриците на базата на клиничната значимост на отделните подленти от DWT декомпозицията. Кодирането с код на Huffman е последният етап от алгоритъма. Авторите са направили детайлно изследване относно ефективността на предложения алгоритъм с помощта на 549 записа от базата данни на РТВ [58], [59]. При $PRD = 10\%$, получената стойност на CR е 35. Подход, подобен на описания, може да се види и в [60]. Основната разлика е, че вместо SVD се ползва PCA, т.е. данните са предварително центрирани. Ограничаването на главните компоненти се извършва съгласно изискването каква част от енергията да се запази след преобразуването. Получените стойности за CR са около 6 при $PRD = 4.2\%$. Въпреки високата си ефективност, алгоритмите, описани в [57] и [60], се отличават с много голяма изчислителна сложност, защото PCA (SVD) се прилага както върху апроксимиращите, така и върху всички детайлизиращи коефициенти, получени от DWT. Прилагането на PCA или SVD върху DWT коефициентите от различните нива на де-

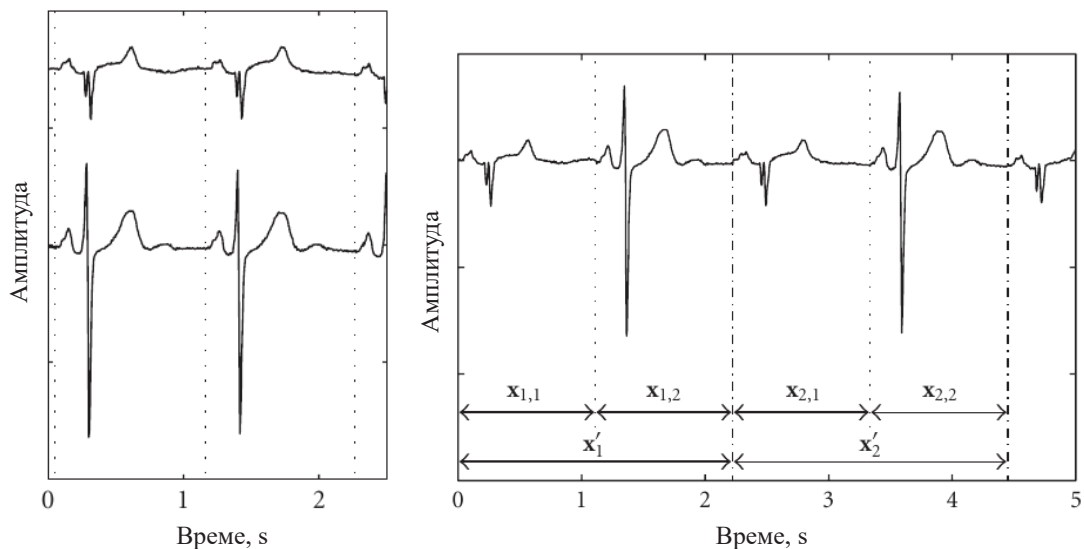


Фиг. 2.9 Блокови диаграми на ЕКГ компресия и реконструкция на основата на SVD, приложена върху DWT декомпозиция (адаптирана от [57])

композиция е познато съответно като многомащабен анализ по главни компоненти (англ. Multiscale Principal Component Analysis, MPCA) или многомащабна декомпозиция по сингулярни стойности (англ. Multiscale Singular Value Decomposition, MSVD).

PCA (SVD) дава възможност за компресия на многоканални ЕКГ с редуциране и на информационния излишък, съдържащ се в подобие то между кардиоциклите. Едно решение на проблема как да се формира подлежащата на анализ матрица е публикувано в Фиг. 2.10. Както може да се види, от даден кардиоцикъл се получава вектор, формиран чрез „слепване“ на векторите от отделните канали. От такива вектори може да се организира матрица, която да се преобразува чрез PCA (SVD).

Както беше споменато, намаляването на размерността на данните чрез PCA (SVD) се свежда до елиминиране на компонентите с незначителен принос в енергията на сигнала. Алтернативен подход е проекциите да бъдат квантувани и то с различен брой на нивата за всеки компонент [61], [62]. В [61] се предлага извършване на интеративна процедура, в която се извършва синтез на сигнала в алгоритъма за компресия. Броят



(а) Фрагмент от двуканален ЕКГ сигнал (б) Вектори \mathbf{x}'_1 и \mathbf{x}'_2 , формирани от двуканалния ЕКГ

Фиг. 2.10 Пример за формиране на вектори от двуканален ЕКГ сигнал, съдържащ два кардиоцикъла (адаптирана от [56])

на нивата на квантуване на главните компоненти се променя във всяка итерация до удовлетворяване на изискването за допустима стойност на $PRDN$. Добавена е и опция чрез която броят на нивата на квантуване се регулира и от зададена скорост на предаване на информацията. При ограничаване на $PRDN$ до 5% получената стойност на CR е 9.5. Друго решение на същия проблем може да се види в [62]. Оригиналното в цитираната публикация е, че за определяне броя на нивата на квантуване се ползва техника от машинното обучение, а именно многослоен перцептрон. Целта на авторите е била да се запазят в максимална степен тези характеристики на ЕКГ, които са важни за диагностиката. Постигнатите стойности на PRD са под 1.5% при сравнително висока степен на компресия ($CR = 16.2$).

Прилагането на PCA (SVD) за целите на ЕКГ компресията има и своите недостатъци. Преобразуването е чувствително към мащаба на отделните променливи и към наличието на несъгласувани наблюдения (англ. outliers). Във всички случаи се налага да се предава или съхранява матрицата на преобразуването, което при къси фрагменти от ЕКГ води до понижаване на CR . Въпреки повишаването на възможностите на изчислителните устройства, PCA и SVD все още се считат за техники, характеризирани с голяма изчислителна сложност.

2.6 Компресиращо отчитане

Компресиращото отчитане (англ. Compressed Sensing, CS) е активно развиваща се област за получаване и възстановяване на сигнали при значително намален брой на отчетите. Тази техника намира много широко приложение в ЕКГ компресията най-вече поради възможностите за реализация в устройства със слаби изчислителни възможности [63], [64], [65], [66], [67]. CS се основава на твърдението, че ако даден сигнал има разреждено или компресируемо представяне в някакъв базис, то той може да се представи точно чрез своите линейни проекции или да бъде приблизително възстановен от тях. Тези проекции могат да бъдат значително по-малко от размерността на изходния сигнал.

Едномерният сигнал, описан с вектора стълб $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, се нарича K -разреден, ако се изпълнява условието $\|\mathbf{x}\|_0 \leq K$, където нормата $\|\mathbf{x}\|_0$ определя броя на ненулевите елементи във вектора \mathbf{x} . Алтернативно, сигналът \mathbf{x} може да бъде компресируем, т.е. да има само няколко значими елемента, а останалите да са нищожно малки. Ако сигналът не удовлетворява нито едно от посочените по-горе условия, то почти винаги може да се намери представяне в някакъв друг базис (DCT, DWT и др.) [64]:

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{c}, \quad (2.31)$$

където $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$ е базисната матрица, а $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ е вектор стълб от коефициентите за избрания базис. В множеството от случаите \mathbf{c} ще бъде разреден или компресируем. Нека $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ е вектор стълб от $M < N$ линейни проекции на \mathbf{x} в друг базис Φ [64]:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{c} = \Theta \mathbf{c}, \quad (2.32)$$

където $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ се нарича отчитаща матрица (англ. sensing matrix). Задачата се състои във възстановяването на \mathbf{x} от неговите проекции, т.е. от \mathbf{y} . Тъй като $M < N$, получената система от уравнения има безброй много решения. Следователно възстановяването на \mathbf{x} е възможно само чрез минимизиране на нормата ℓ_1 , решавайки оптимизационния проблем [64]:

$$\tilde{\mathbf{c}} = \underset{\mathbf{c}}{\operatorname{argmin}} \{ \|\mathbf{c}\|_1 \mid \Theta \mathbf{c} = \mathbf{y} \}, \quad (2.33)$$

който се свежда до задача от линейното програмиране, тъй като $\|\cdot\|_1$ е изпъкнала функция.

За коректното изпълнение на CS алгоритъма трябва да се удовлетворяват следните условия:

1. Входният сигнал \mathbf{x} е разреден или компресируем в някаква област;

2. Матриците Φ и Ψ да са некохерентни;
3. Матрицата Φ изпълнява т.нар. свойство на ограничена изометрия (англ. Restricted Isometry Property, RIP).

Свойството RIP се дефинира съгласно [64]:

$$(1 - \varepsilon_K) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi\mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \varepsilon_K) \|\mathbf{x}\|_2^2, \quad (2.34)$$

където $0 < \varepsilon_K < 1$ е изометричната константа. Това свойство може да се удовлетвори с висока вероятност, ако Φ е случайна матрица.

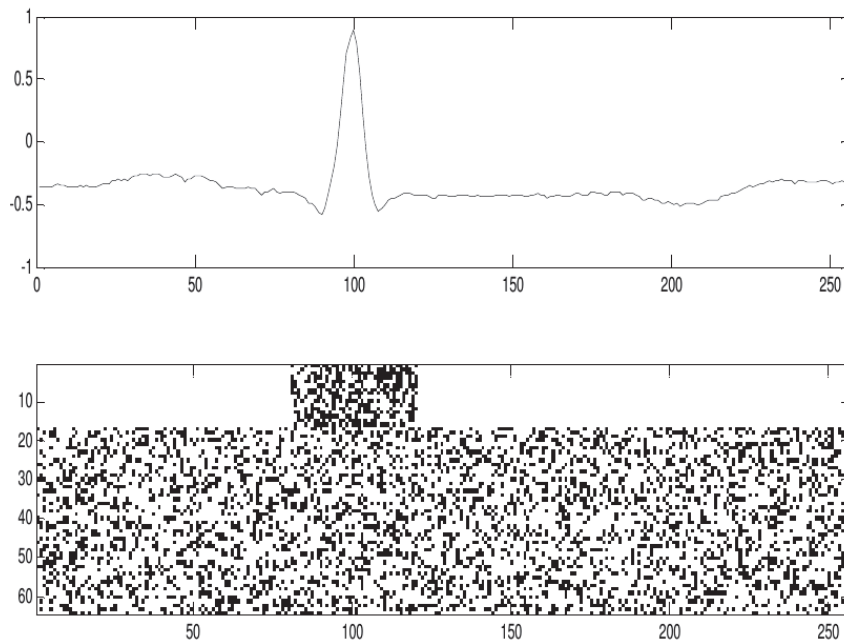
Съществуват различни методи за решаване на (2.33), например: Basis Pursuit (BP); Basis Pursuit Denoising (BPDN); LASSO и др. Популярни са и т.нар. „лакоми“ алгоритми (англ. greedy algorithms): Orthogonal Matching Pursuit (OMP); Regularized Orthogonal Matching Pursuit (ROMP); Compressive Sampling Matching Pursuit (CoSaMP) и др. Информация за тях може да се намери в съответната литература [64].

Класически подходи за ЕКГ компресия чрез CS са публикувани в [68], [69] и [70]. Те са насочени към проблема на едноканалната ЕКГ компресия. В [68] е предложено матрицата Φ да бъде с биномно разпределение. Тя е с 4 реда и 16 стълба, което означава, че всеки ЕКГ фрагмент от 16 отчета се представя с 4 проекции ($CR = 4$). Авторите са направили успешна реализация на алгоритъма във вградена система с архитектура ARM Cortex-M3. В [71] е предложен CS в уейвлет базис, като са направени множество експерименти при различни уейвлет функции и нива на декомпозиция. Изследвани са CR и PRD при базиси от следните уейвлет функции: db4; db10; rbio1.5; rbio3.7; rbio4.4. Съответните нива на декомпозиция са от 1 до 7. Най-добър резултат се получава при rbio4.4, като за 75% от тестовите сигнали стойността на CR от порядъка на 5 при $PRD < 9\%$. Това е валидно за брой нива на декомпозиция от 5 до 7. Трябва да се отбележи, че експериментите са правени с тестови сигнали, дискретизирани с честота $f_s = 1$ kHz, която е 4 пъти по-висока от честотата на Nyquist за ЕКГ сигналите. Изследванията, направени в [72], са по-ограничени по отношение на уейвлет базиса. Експериментирано е с ортонормирания базис на db6, при 3 нива на декомпозиция. Тестовите са извършени с ЕКГ записи, съдържащи епизоди на различни типове аритмии. Не са публикувани резултати за CR , но за сметка на това е направено детайлно изследване на PRD , в зависимост от броя на отчитанията M при различни методи за решаване на (2.33). Резултатите показват, че при $PRD \leq 10\%$, M може да се редуцира до 128 само при разработения от авторите метод, наречен тегловна ℓ_1 минимизация (англ. weighted ℓ_1 minimization). Останалите методи гарантират допустими стойности за PRD при $M \geq 224$.

В много от практическите приложения на CS, матрицата Φ е бинарна, което улеснява изчислителните процедури. Значително предизвикателство, пред което се изправят изследователите и инженерите, е генерирането на отчитащите матрици в реално време, особено когато се налага реализацията да бъде изпълнена във вградена система. Предварителното генериране на псевдослучайни матрици е едно от решенията на проблема [73]. В същата публикация е предложено кодиране с код на Huffman на разликите на проекциите \mathbf{y} , получени в съседните фрагменти. Авторите публикуват стойности на CR до 2.5 при PRD под 10%. В [74] е предложено Φ да бъде нееднородна и организирана така, че в QRS комплексите да се получава по-малка загуба на информация. Всъщност Φ се състои от комбинация от три матрици:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_3 \end{bmatrix},$$

където $\Phi_1 = [\Phi_2 \ \mathbf{0}]$. Матриците Φ_1 и Φ_3 са бинарни с независимо идентично разпределение на Bernoulli. Вероятността за поява на 1 в Φ_1 е P_1 , а съответната вероятност за Φ_3 е P_3 , като $P_1 > P_3$. Броят на стълбовете на Φ_1 кореспондира с типичната продължителност на QRS комплекса. В процеса на работа на алгоритъма, Φ_1 се променя чрез циклично преместване съобразно позицията на текущия QRS комплекс (Фиг. 2.11). Авторите са установили, че най-добри резултати се получават, ако бро-



Фиг. 2.11 Нееднородна бинарна отчитаща матрица, съпоставена със съответния ЕКГ сигнал [74]

ят на редовете на Φ_1 и Φ_3 са в съотношение, равно на 0.25. И тук CS

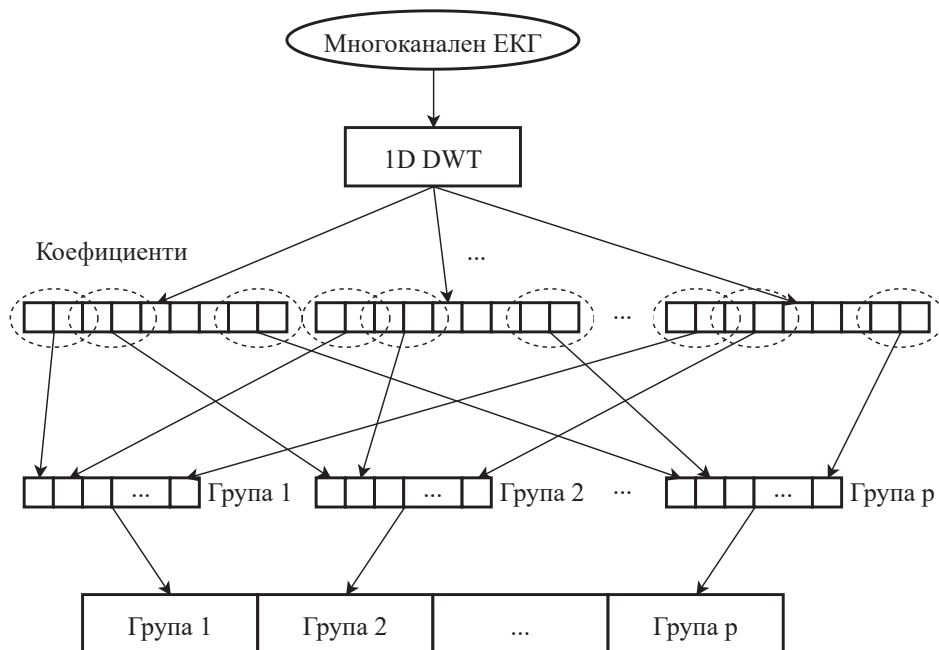
е приложен върху едномерната DWT декомпозиция на ЕКГ сигнала. Извършени са изследвания за множество уейвлет функции от фамилията Daubechies, sym4 и bior4.4. Най-висока ефективност е постигната с bior4.4 ($CR = 5$ при $PRD = 8.5\%$). Недостатъкът на подхода се състои в необходимостта от детекция на QRS комплексите с цел оптималното адаптиране на отчитащата матрица.

Контролирането на грешката от реконструкцията при CS е проблем, на който е посветена работата, описана в [75]. Авторите предлагат система с обратна връзка, в която е включен адаптивен филтър с променлива стъпка на адаптация. Закъснението в обратната връзка се компенсира чрез предсказване на разредеността на сигнала в следващия обработван фрагмент. Публикуваните стойности на CR (около 5) надвишават с 11% тези, които се постигат с традиционните CS методи.

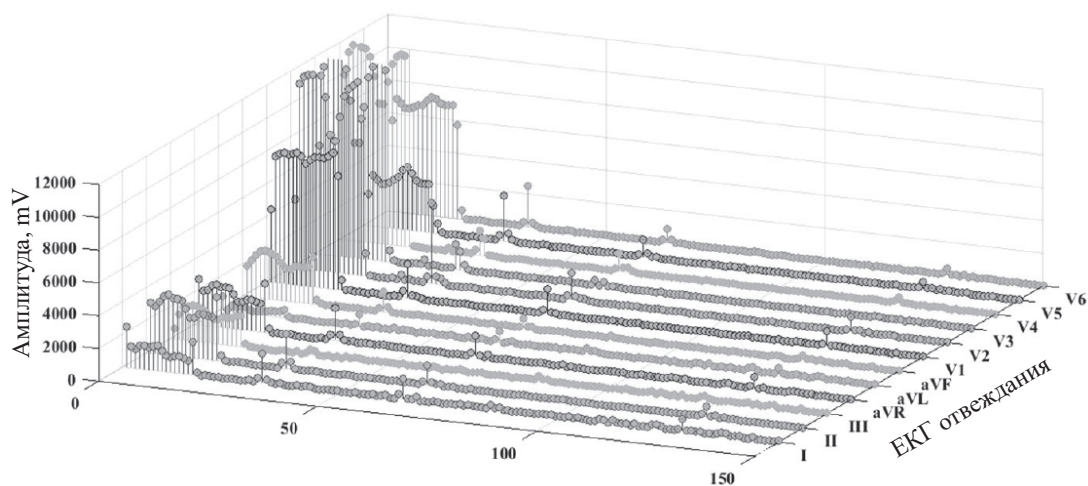
Някои автори предлагат селективно компресиране на ЕКГ фрагментите, т.е. някои от тях подлежат на компресия със загуби, а други не. Има смисъл да се компресират тези части от ЕКГ, в които не се наблюдават особености. В [76] е предложено извършване на предварителен анализ ЕКГ на ниво кардиоцикъл. Този анализ се свежда до определяне на ℓ_2 на разликата между отчетите на текущия и предишния кардиоцикъл. Така изчисленият скалар се сравнява с прагова стойност, което определя дали текущия кардиоцикъл подлежи на компресия с CS, или ще се предава в оригиналния си вид. И в двата случая резултатът се подлага на квантуване и ентропийно кодиране. Предложеният подход не гарантира, че всеки отклоняващ се от нормата кардиоцикъл ще бъде предаван без компресия. Възможни са множество хронични състояния, при които съседните кардиоцикли са подобни един на друг, но са с отклонения от нормалната морфология.

Описаната в началото на раздела теория на CS и анализиранието дотук относими към нея публикации се отнасят за едномерни сигнали. В [77] се предлага извършване на CS върху многоканален ЕКГ сигнал, представен в едномерен уейвлет базис. Формирането на проектирания чрез CS вектор се извършва чрез пренареждане на уейвлет коефициентите съгласно Фиг. 2.12. Този начин на формиране е обусловен от стремежа максимално да се използва пространствено-времевата корелация в DWT декомпозицията, която се илюстрира с примера, показан на Фиг. 2.13. Стойностите за PRD са под 3% при най-високата степен на компресия.

В [78] е показан по-различен подход за многоканална ЕКГ компресия чрез CS. Първата стъпка е извършването на PCA върху матрицата, образувана от многоканалния ЕКГ. Броят на главните компоненти се ограничава така, че да не се достига до недопустимо голяма грешка при възстановяването. Втората стъпка е прилагане на CS върху проекциите,



Фиг. 2.12 Формиране на вектор чрез пренареждане на коефициентите от едномерна DWT декомпозиция на многоканален ЕКГ сигнал (адаптирана от [77])



Фиг. 2.13 Примерна едномерна DWT декомпозиция на сегмент от многоканален ЕКГ сигнал (адаптирана от [77])

определени чрез PCA. Последният етап на алгоритъма е квантуване на CS проекциите и ентропийно кодиране. Получената средна стойност на PRD е 5.2%, при $CR = 17.8$. Трябва да се уточни, че CS етапът в описания подход няма никакво отношение към намаляване на информационния излишък между каналите. Той се редуцира чрез PCA с избор на значимите главни компоненти.

2.7 Разлагане на емпирични моди

Разлагането на емпирични моди (англ. Empirical Mode Decomposition, EMD) представлява итеративно декомпозиране на сигнала на т.нар. вътрешни колебания (англ. Intrinsic Mode Function, IMF) [79], [80], [81]. IMF се определят в хода на самия процес и добре описват локалните явления, което прави EMD подходящ за прилагане върху нестационарни сигнали.

Дадена IMF трябва да удовлетворява следните две условия:

1. Модулът на разликата между броя на екстремумите и броя на пресичанията на нулата не трябва да бъде по-голям от единица;
2. Локалната средна стойност на горната и долната ѝ обвивка трябва да бъде по-малка от предварително определена стойност. Горната обвивка се определя чрез интерполация на максимумите, а долната на минимумите.

Може да се каже, че IMF представляват комбинация от амплитудна и теснолентова честотна модулация. Ако с $h_k[n]$ се обозначи съответната IMF, то сигналът $x[n]$ се представя съгласно [80]:

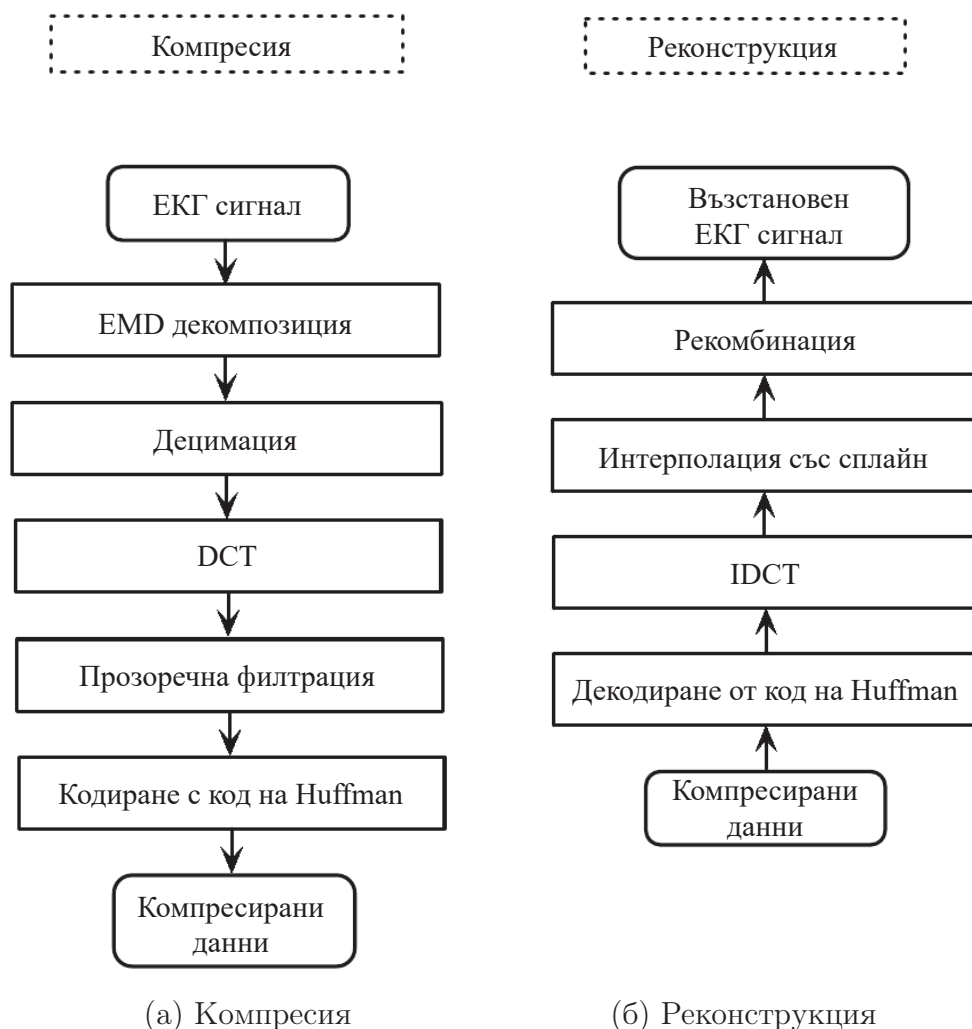
$$x[n] = \sum_{k=1}^M h_k[n] + r[n], \quad (2.35)$$

където $r[n]$ е остатък. EMD се извършва чрез изпълнение на следните стъпки:

1. Определяне на екстремумите и точките на пресичане с нулевото ниво;
2. Интерполация на максимумите и минимумите с помощта на кубичен сплайн, вследствие на което се получават горна и долна обвивка;
3. Определяне на полусумата $m[n]$ от двете обвивки;
4. Изваждане на $m[n]$ от сигнала. Получената разлика се явява претендент за емпирична мода. Прави се проверка за удовлетворяване на описаните по-горе условия. Ако те не се изпълняват, то процедурата започва отново от стъпка 1, но вече в качеството на входен сигнал се явява разликата, определена в тази стъпка;
5. Изваждане на определената емпирична мода от сигнала, използван в стъпка 1. Полученият остатък се явява сигнал, за който се изпълняват стъпки от 1 до 4;

6. За определяне на M броя IMF, се повтарят стъпки от 1 до 5, при условие, че остатъкът все още не е монотонна функция.

EMD е в основата на подхода за компресия на ЕКГ сигнали, предложен в [80]. След извършване на разлагането, всяка IMF подлежи на намаляване на честотата на дискретизация. Целта е да се определи такъв интервал на дискретизация, че да се запазят всички екстремуми. Следващата стъпка е прилагане на DCT върху получения резултат. Тъй като IMF се характеризират с тясна честотна лента, достатъчно е да се селектират много малко DCT коефициенти. Последната стъпка е ентропийно кодиране с код на Huffman. Блоковите схеми на предложената компресия и реконструкция са показани на Фиг. 2.14. Въпреки че ал-



Фиг. 2.14 Блокови диаграми на ЕКГ компресия и реконструкция на основата на EMD и DCT (адаптирани от [80])

горитъмът е тестван с много малка извадка от ЕКГ сигнали, може да се направи извод, че потенциалът му е висок. При PRD под 1.8% се получават стойности на CR от порядъка на 27.

В [82] е описан подход за ЕКГ компресия, който комбинира EMD и DWT. Извършва се EMD, след което се формират две последователности. Първата се явява $h_1[n]$ или алтернативно сумата от $h_1[n]$ и $h_2[n]$. Втората последователност е сума от всички останали IMF. Определят се екстремумите на първата последователност. Очевидно е, че тя може да се възстанови от тях чрез интерполация. Втората последователност, съдържаща нискочестотната част на сигнала, подлежи на DWT декомпозиция с 5 нива и с уейвлет функция `bio4.4`. Квантуваните DWT коефициенти, както и информацията за екстремумите на първата поредица, са достатъчни за сравнително точното възстановяване на сигнала. Алгоритъмът осигурява стойности за CR от 18 до 25 при PRD под 8.7%. Подобен подход може да се види и в [83]. Първото му отличие от [82] е, че DWT се прилага върху $h_1[n]$ и всички $m[n]$, получени в първите четири итерации при определянето на $h_1[n]$. Втората разлика е, че не се определят екстремуми. DWT коефициентите се квантуват и кодират чрез кодиране на дължината на серията (англ. Run Length Encoding, RLE) [84]. Ефективността на подхода се изразява в $CR = 20$ при $PRD = 4.9\%$, но тези стойности са получени от експерименти, проведени само с два ЕКГ сигнала.

В [85] се предлага създаването на речник от ЕКГ фрагменти, образуван от два слоя. В първия слой е разположен самият ЕКГ фрагмент, а останалите слоеве са формирани от съответните му IMF. В процеса на компресия се определя елемент от речника, който е най-подобен на обработвания фрагмент. Изборът е въз основа на максималното скалярно произведение между сигнала и елементите в първия слой на речника. Авторите са преценили, че сигналът може да се представи достатъчно добре чрез линейна комбинация от съответните IMF от речника. Коефициентите на тази линейна комбинация се определят чрез метода на най-малките квадрати. Алгоритъмът за реконструкция разполага с идентична версия на речника, следователно индексът на ползания елемент и коефициентите на линейната комбинация са достатъчни за възстановяването на сигнала. Максималните стойности на CR са над 40 при PRD под 7.6%. Определянето на коефициентите на линейната комбинация изисква търсене на обратни матрици, което е съществен недостатък на подхода.

2.8 Векторно квантуване

Векторното квантуване (англ. Vector Quantization, VQ) е техника за сравнително ефективна компресия със загуби и се явява разширение на скалярното квантуване. От отчетите на сигнала (или от негово представяне в друга област) се формира вектор $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{1 \times N}$, който се квантува, ка-

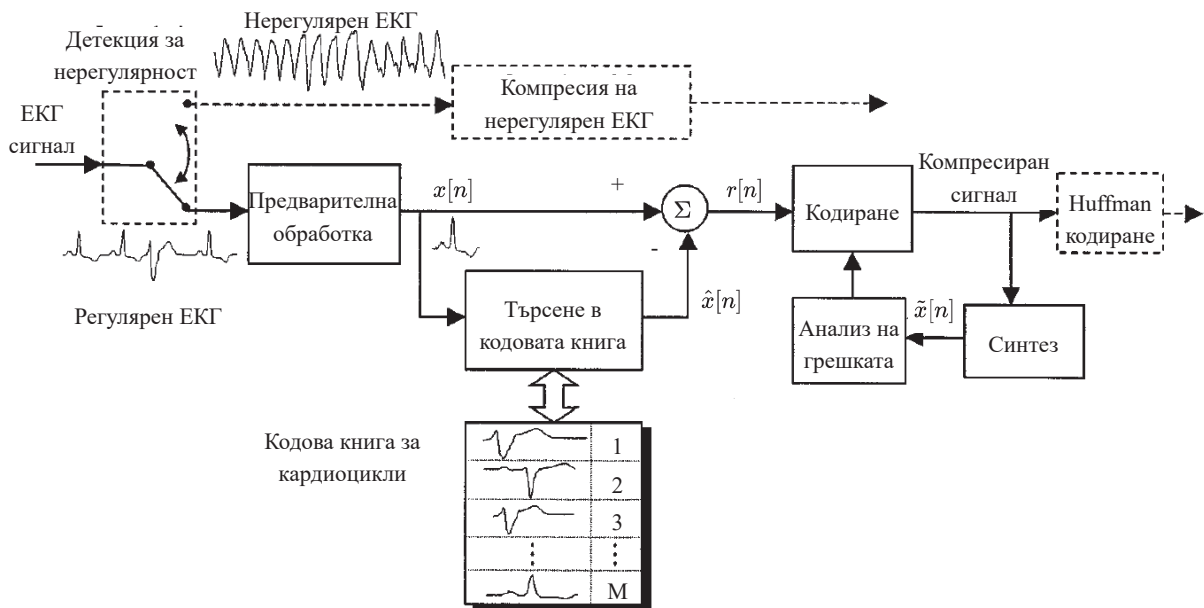
то се замества с нов, избран от т.нар. кодова книга. Нека $\mathbf{c}_i \in \mathbb{R}^{1 \times N}$ е елемент от кодовата книга $C = \{\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_M\}$. Мярката $d(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$ служи за избор на най-близкия до \mathbf{x} елемент от C съгласно:

$$\mathbf{c}_{i^*} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{c}_i \in C} \{d(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)\}. \quad (2.36)$$

Очевидно е, че е напълно достатъчно да се предава само индексът i^* на съответния вектор, защото алгоритмите за компресия и реконструкция разполагат с една и съща версия на кодовата книга.

По-разпространено е приложението на адаптивното векторно квантуване (англ. Adaptive Vector Quantization, AVQ) [86], при което елементите в кодовата книга се променят в процеса на работа, осигурявайки по-адекватно представяне на данните. Това се налага, защото новите данни могат да формират клъстери, които да са значително отдалечени от първоначално заложените елементи на кодовата книга.

Алгоритъм за ЕКГ компресия, наречен Analysis by Synthesis ECG Compressor (ASEC) и изграден на принципа на AVQ, е представен в [87]. Описаният подход е илюстриран на Фиг. 2.15. Първият етап от него е



Фиг. 2.15 Блокова диаграма на ASEC алгоритъм за компресия (адаптирана от [87])

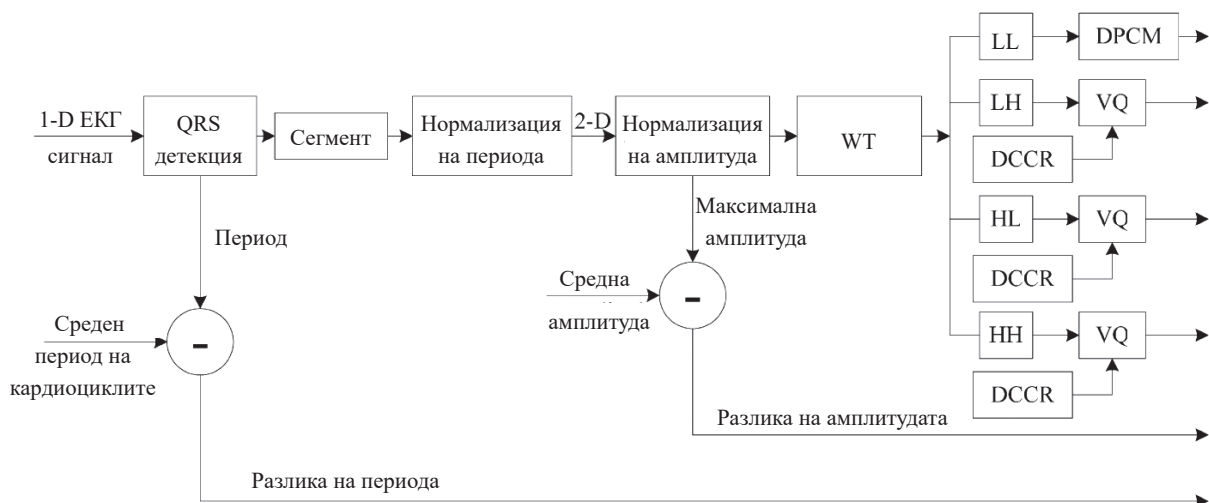
сърдечният ритъм да се класифицира като регулярен или нерегулярен. Ако даден кардиоцикъл произхожда от регулярен ритъм, то той се компресира чрез предаване на индекса на най-подобния на него кардиоцикъл от създадена кодова книга. Определя се и разликата между анализиращия сегмент и този, който е избран от кодовата книга. Разликата е типично с ниска динамика и подлежи на компресия чрез адаптивно скалярно

квантуване и понижаване на честотата на дискретизация. Компресирането на разликата е итеративно, като във всяка итерация се повишава честотата на дискретизация. Итеративната процедура се извършва до получаване на удовлетворително качество на възстановения сигнал. Кодовата книга се състои от „универсални“ и „индивидуални“ елементи. Първите са определени чрез анализ на ЕКГ база данни от голям брой субекти. Вторият тип е от кардиоцикли, характерни за отделен субект. Те се добавят и адаптират в процеса на работа на алгоритъма. Всеки елемент от кодовата книга се представя с 5 коефициента на модел с пълзяща средна стойност. Фрагментите от ЕКГ с ритъм, класифициран като нерегулярен, се компресират с друг метод, който не е описан в цитираната публикация. Докладвани са CR от порядъка на 30 при PRD под 8%. Основен недостатък на алгоритъма е, че се налага да се извърши автоматизирано сегментиране на сигнала и анализ на типа на ритъма. Алгоритъмът не отчита корелацията между различните ЕКГ отвеждания, т.е. той е адаптиран за компресия на едноканални ЕКГ сигнали. Подобен алгоритъм е предложен и в [88]. Една от разликите с подхода, описан в [87], е начинът, по който се кодира грешката от квантуване, а именно липсата на синтез с цел контролиране на степента на загуба на информацията. Докладваните резултати за ефективността на алгоритъма са малко по-добри от постигнатите в [87]. При $CR = 13$ се получават стойности за PRD около 2%, а при $CR = 42$, постигнатите стойности за PRD са 7.7%.

Приложение на AVQ за компресията на многоканални ЕКГ сигнали е описано в [89]. Идеята е AVQ да се приложи на два етапа. В първия етап се извършва векторното квантуване върху всеки канал поотделно. Получените индекси формират нов вектор, който подлежи на квантуване с помощта на втора кодова книга. Налице е подобрене на ефективността от компресията с 20% в сравнение с едноканалната версия на алгоритъма.

Съществуват множество алгоритми за адаптиране на кодовата книга, но един от тях намира по-широко приложение в компресията на ЕКГ сигнали. Той е познат като „попълване на кодовата книга с ограничаване на изкривяванията“ (англ. Distortion Constrained Codebook Replenishment, DCCR) [90]. Тъй като при VQ винаги е налице грешка при възстановяване на сигнала (изкривяване), въвежда се т.нар. праг на изкривяване d_{th} . Ако $d_{th} > d(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{i^*})$, то индексът i^* се предава или съхранява с цел декодиране. Кодовата книга се променя така, че \mathbf{c}_{i^*} заема първа позиция, а останалите вектори се преместват с една позиция надолу. Ако $d_{th} \leq d(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{i^*})$, то се предава самият некомпесиран вектор \mathbf{x} и същевременно той става първи елемент от кодовата книга. Останалите вектори от

книгата се преместват с една стъпка надолу, а последният се елиминира. DCCR е приложен в [90] на ниво кардиоцикъл. Предпочетено е AVQ да се извършва върху едномерната DWT декомпозиция на ЕКГ фрагментите. Средната стойност на PRD е в рамките на 4 до 10 %, в зависимост от зададената стойност на прага d_{th} . Вместо CR , авторите са изследвали скоростта на предаване на информацията, чиято средна стойност е 146 bit/s. Базата данни, която е ползвана, се състои от сигнали, дискретизирани с честота на дискретизация $f_s = 360$ Hz и квантувани с 2048 нива (11 bit). Усъвършенстване на описания подход е предложено в [91] чрез модификация на DCCR. Целта на авторите е да създадат унифициран кодер, който да позволява както компресия със загуби, така и без. В режим на работа на компресия без загуби се постигнати стойности на CR в интервала от 2.5 до 3.7. Още едно приложение на DCCR може да бъде видно в [92]. Особеното в предложениния алгоритъм е, че след сегментирането на кардиоцикли се формира матрица, върху която се прилага двумерна DWT декомпозиция. Кодовите книги вече са три (C_{HL} , C_{LH} и C_{HH}) и съответстват на хоризонтална, вертикална и диагонална посока на получената матрица от двумерната DWT декомпозиция (Фиг. 2.4). При формиране на матрица от последователни ЕКГ кардиоцикли винаги възниква проблемът с различната им продължителност. Предлага се по-късите кардиоцикли да бъдат допълнени с нули, а оригиналната продължителност на всеки кардиоцикъл да се запамятава и кодира като разлика спрямо средната продължителност от всички кардиоцикли. Блоквата схема на описания кодер е представена на Фиг. 2.16. Както може



Фиг. 2.16 Блокова схема на ЕКГ кодер, изграден на базата на AVQ и двумерна DWT декомпозиция (адаптирана от [92])

да се види, след формирането на матрицата от кардиоцикли, същата се нормализира по отношение на амплитудата. Получените коефициенти от

двумерната и DWT декомпозиция (с изключение на апроксимиращите) подлежат на AVQ с помощта на DCCR алгоритъма. Апроксимиращите коефициенти се кодират чрез диференциална импулсно-кодова модулация (англ. Differential Pulse Code Modulation, DPCM). Постигнатите резултати са сравнително много добри. При $CR = 12$ се получават стойности за PRD под 4%. При максимална степен на компресия ($CR = 45$), постигнатите стойности за PRD са под 8%. Оценките са направени с помощта на 48 ЕКГ записа от популярна база данни, съдържаща епизоди с различни видове аритмии.

Методите за ЕКГ компресия, изградени върху AVQ, осигуряват сравнително висока степен на компресия при приемливи стойности PRD . В основата си те не се характеризират със значителна изчислителна сложност, но често изискват сравнително голяма оперативна памет. Приложението им за компресиране на ЕКГ сигнали е свързано с необходимостта от автоматизирано разделяне на последните на кардиоцикли и/или на вълни и сегменти. Тази необходимост се явява и основния недостатък на тази група от техники.

2.9 Други методи и алгоритми за компресия на ЕКГ сигнали

Тук са разгледани и анализирани различни подходи за ЕКГ компресия, които не могат да бъдат категоризирани в някой от по-горните раздели.

Съществуват подходи за компресия на ЕКГ сигнали, обединени от един общ признак, а именно сегментиране на кардиоцикъла на области и последващото им кодиране по специфичен за тях начин [93], [94], [95]. Това сегментиране се извършва изключително чрез анализ във времева област. В [95] е предложено сегментиране на сигнала на фрагменти от 52 отчета, след което всеки фрагмент се класифицира към една от три възможни групи: „комплексна“; „полукомплексна“; „равна“. В зоните, класифицирани като „полукомплексни“ или „равни“, се извършва намаляване на честотата на дискретизация. Предлага се и квантуване с брой нива, различен за всяка от групите. Класификацията на фрагмента се извършва спрямо праг, определен от средноквадратичното отклонение и от максималната стойност на първата разлика. Стойностите на CR са в рамките от 7.4 до 9.5 при PRD под 3.3%. Подобно решение може да се види и в [93]. Групите тук са 4, като класификацията се базира на осредняването на абсолютните разлики между отчетите и тяхната средна стойност. И в този случай се ползва квантуване с различен брой на нивата за отделните групи. Квантуването е подбрано така, че да се осигурят

фиксираны стойности на CR за всяка една от групите. Тези стойности са: 2; 4; 8 и 16. Експерименталните изследвания демонстрират стойност на CR над 8 при $PRD = 0.9\%$.

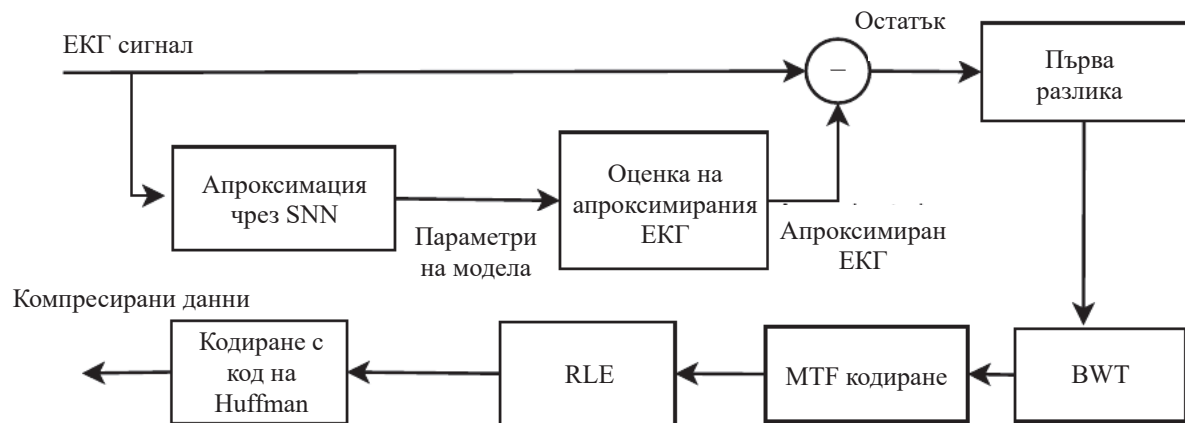
ЕКГ сигналът може да бъде описан с подходяща линейно-отсечкова апроксимация. Идеята за такъв тип компресия със загуби е развита в [96]. Първоначално се избират опорни точки, които са локалните екстремуми на сигнала. От тези точки се определят отсечки, като за всяка една от тях се изчислява максималното разстояние до оригинала. Ако то е по-голямо от определен праг, на съответното място се въвежда допълнителна опорна точка и линейно-отсечковата апроксимация става по-точна. Процесът е итеративен до получаване на задоволителна точност от апроксимацията. При $PRD = 9\%$ стойността за CR около 11.

В [97] е предложен и описан алгоритъм за ЕКГ компресия без загуби, който се отличава със своята опростеност. Той се основава на адаптивна схема с ентропийно кодиране на първата и втората разлика на сигнала. Алгоритъмът е предназначен за реализация в хардуерни системи с ниска консумация на енергия. Средната стойност на CR е 1.8.

В [98] е описан подход за компресия без загуби на ЕКГ сигнали, основан на групиране на отчетите така, че разликите да могат да се кодират с валидни ASCII символи. Отчетите на сигнала се преобразуват в целочислен вид и се формира редица от първата им разлика, взета по модул. Знаците на елементите на редицата се запамятват в отделен масив. Следва опит за групиране на елементите на редицата в нарастваща посока на техния индекс. Групирането се извършва като съответният елемент се умножи със 100 и се събере със следващия. Групирането е възможно, ако споменатата сума е по-малка от 255. Следва опит за аналогично групиране на негрупираните елементи, но в намаляваща посока на техния индекс. Знаците, групираните и негрупираните елементи, както и информацията за групите, формират изходния масив. Усъвършенстван вариант на алгоритъма е представен в [99], като постигнатите стойности за CR са от порядъка на 11.

Една от трудностите при разработването на алгоритмите за компресията с DWT е правилният избор на уейвлет функцията. Един алтернативен вариант е да се използва преобразуването на Stockwell (S-преобразуване) [100]. Дискретното ортогонално S-преобразуване е приложено в алгоритъм за компресия на едноканални ЕКГ, предложен и описан в [101]. Получените от трансформацията коефициенти подлежат на квантуване и кодиране с RLE. Резултатите от проведените експериментални изследвания показват, че подходът осигурява средна стойност за CR над 6.2 при $PRD = 5.4\%$ или $PRDN = 7.9\%$. Стойността на QS е около 1.5.

Техниките от машинното обучение намират все по-широко приложение в алгоритмите за ЕКГ компресия. В [102] е предложен подход за компресия без загуби, в който ЕКГ се апроксимира с т.нар. плитка невронна мрежа (англ. Shallow Neural Network, SNN). Тази SNN е с активираща функция от типа \tanh и има по един неврон във входния и изходния слой и 20 неврона в скрития слой. Първата производна на разликата между оригиналния и апроксимирания сигнал подлежи на няколко последователни етапа на кодиране: преобразуване на Burrows-Wheeler, което пренарежда данните по начин, който генерира дълги последователности от повтарящи се символи [103]; преобразуване чрез преместване в началото (англ. Move-to-Front, MTF), което увеличава вероятността за поява на малки числа за сметка на тази за големи [104]; RLE; кодиране с код на Huffman. Блоквата схема на предложената схема за компресия е илюстрирана на Фиг. 2.17. Получената стойност на CR е над 6. Друго решение



Фиг. 2.17 Блокова схема на ЕКГ кодер, ползващ апроксимиране на сигнала със SNN (адаптирана от [102])

за ЕКГ компресия без загуби може да се види в [105], в което също е реализирано апроксимиране на сигнала с невронна мрежа. Моделът за предсказване е комбинация от невронна мрежа и размита логика от типа Takagi-Sugeno [106]. Грешката между оригиналния и предсказания сигнал се кодира с аритметично кодиране. Стойностите на CR са в рамките от 2.5 до 3.5. Техниките от т.нар. дълбоко обучение (англ. deep learning) [107] намират приложение в ЕКГ компресията със загуби, като стойностите на CR са значително по-високи в сравнение с тези постигнати с линейните преобразувания [108]. Конволюционните автокодери (англ. Convolutional Autoencoder, CAE) са вариант на конволюционните невронни мрежи, при които обучението е без учител и се използва методът на обратното разпространение на грешката. В [109] е описан CAE за ЕКГ компресия със загуби. Той е с 27 слоя и е обучен с голяма извадка от ЕКГ сигнали, съдържащи различни типове аритмии. Моделът осигурява

CR над 32.2, при средна стойност на PRD около 2.7%. В [110] е предложена архитектура на САЕ с размер на ядрата и брой на признаците, имащи вретеновидна структура по отношение на номера на слоя. Резултатите от експерименталните изследвания демонстрират CR над 106.4 при гарантиране на максимална стойност за PRD от порядъка на 8%.

Базираните на невронни мрежи техники за ЕКГ компресия със загуби изискват внимателен подбор на обучаващата извадка. При неправилно обучение може да се получи недопустимо отклонение на възстановения сигнал спрямо оригинала. Подходящата структура на невронната мрежа се определя в голяма степен по експериментален път.

2.10 Обобщение и анализ

От направения обзор може да се стигне до заключението, че различните методи или алгоритми за ЕКГ компресия без загуби осигуряват близки стойности за CR , като постигнатият максимум рядко надвишава 3.5. Вероятно не е възможно да се постигне драстично повишаване на CR чрез създаване на нов алгоритъм или подобряване на някой от съществуващите при възможност за перфектно възстановяване на сигнала.

Характеризиращите се с висока ефективност методи и алгоритми за ЕКГ компресия със загуби изискват значителен изчислителен ресурс, което ги прави трудно реализируеми във вградени устройства с ниска консумация на енергия, едночипови системи (англ. System on a Chip, SoC) от нисък и среден клас, както и в мобилни устройства. Много от методите използват информационния излишък, наличен от цикличността на ЕКГ във времето, което предполага създаването на сложни алгоритми за сегментиране на сигнала на кардиоцикли и/или за анализ на сърдечния ритъм. Значително се повишават и изискванията за наличие на оперативна памет с голям обем. Корелациите във времето и в пространството (при многоканалните ЕКГ) са характеристики, които могат да се използват за синтезиране на алгоритъм за ЕКГ компресия, който да се отличава с относително ниска изчислителна сложност и удовлетворителна ефективност. Ако трябва да се търси компромис между ефективност от компресията, ниска изчислителна сложност и възможност за реализация в устройства с малък обем на оперативната памет, то в най-голяма степен удовлетворяват поставеното условие алгоритмите, базирани на линейни преобразувания. Една от възможностите за създаване на подобрени алгоритми за компресия на многоканални ЕКГ е подходящото комбиниране на две или повече различни по вид линейни преобразувания.

Следващите глави от монографията са посветени на разработването на нови алгоритми за компресия на многоканални ЕКГ. В тях се решават следните задачи:

- Синтезиране на алгоритъм за компресия със загуби на многоканални ЕКГ сигнали, базиран на подходящо комбиниране на линейни преобразувания със съответните оптимизации на изчислителните процедури;
- Дефиниране на формат за организация на данните в компресирания пакет;
- Създаване на варианти на синтезирания алгоритъм с цел подобряване на ефективността му;
- Тестване и валидиране на синтезираните алгоритми;
- Оценка на ефективността на синтезираните алгоритми и сравнителен анализ с методи и алгоритми, публикувани от други автори.

Глава 3

Алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали, базиран на комбинация от линейни преобразувания

В тази глава е предложен алгоритъм за компресия със загуби на многоканални ЕКГ сигнали. В основата му е заложено последователното извършване на две линейни преобразувания. Първото от тях е PCA със съответния избор на главни компоненти, а второто е DCT. Най-важната особеност на алгоритъма е, че не се налага сегментиране на сигнала, т.е. не се отчита информационният излишък, наличен от цикличността на ЕКГ във времето.

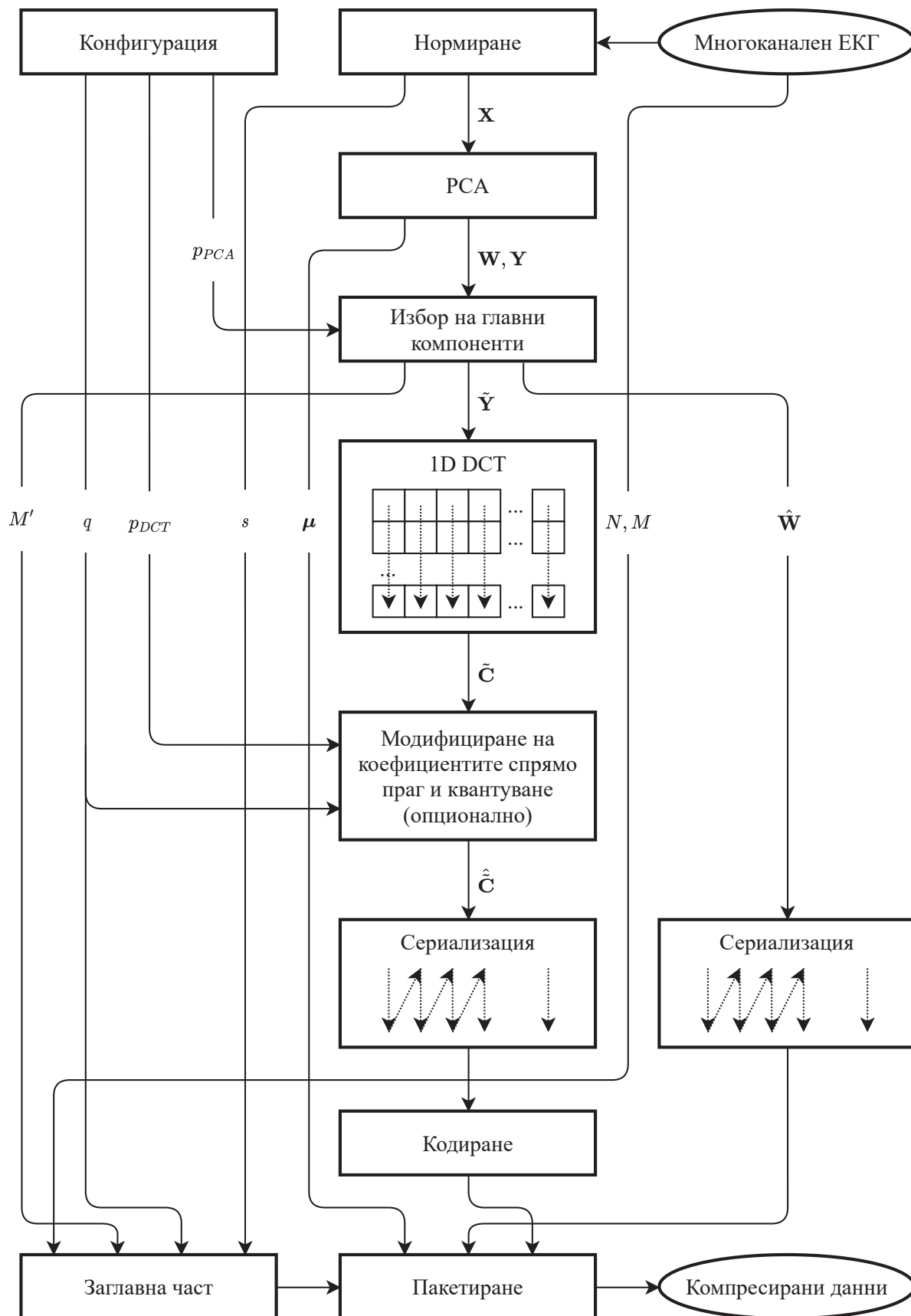
3.1 Архитектура на алгоритъма за компресия

На Фиг. 3.1 са представени в синтезиран вид основните етапи в предложения алгоритъм за компресия.

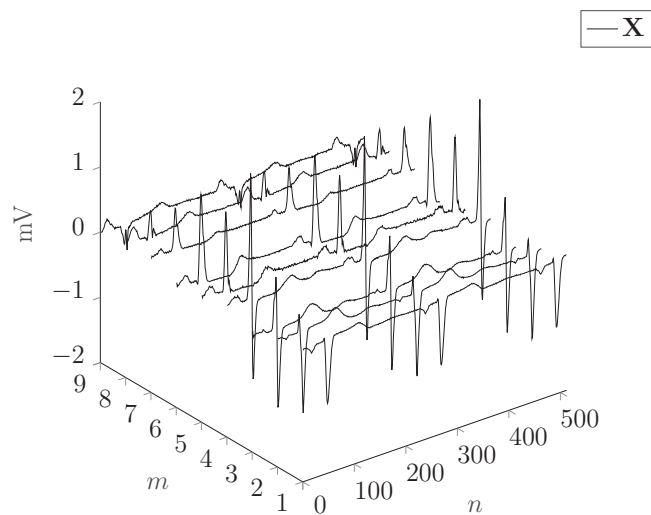
Нека $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times M} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_m \ \dots \ \mathbf{x}_M]$ е матрица, формирана от фрагмент от ЕКГ сигнал, където $\mathbf{x}_m = [x_{m1} \ x_{m2} \ \dots \ x_{mN}]^T$ са вектори, образувани от отчетите на сигнала за съответния канал m . Този тип организация е избрана, защото типично $N \gg M$ (N – брой на времевите отчети във фрагмента, M – брой на каналите), вследствие на което изчислителната сложност при PCA се намалява значително (редуцират се размерите на ковариационната матрица, ако се ползва собствената декомпозиция). Тъй като съществуват настройки в алгоритъма, които са

зависими от амплитудата на сигнала, матрицата \mathbf{X} е нормирана така, че максималният по модул елемент в нея да бъде 1. За нейното денормиране, в алгоритъма за възстановяване се ползва коефициентът $s > 0$, която има стойност, равна на максималния по модул елемент на входната матрица, преди тя да бъде нормирана. Първият основен етап на алгоритъма е извършване на PCA върху \mathbf{X} , като в резултат се получават проекциите \mathbf{Y} , матрицата на преобразуването \mathbf{W} и векторът $\boldsymbol{\mu}$, съдържащ средните стойности на \mathbf{X} (стълбовете в нея подлежат на центриране преди PCA). Размерността на проекциите се редуцира чрез избор на главните компоненти, който се извършва въз основа на параметъра $0 < p_{PCA} \leq 1$. С него се определя каква част от енергията на сигнала да се запази. Броят на запазените главни компоненти е M' , а $\tilde{\mathbf{Y}}$ и $\tilde{\mathbf{W}}$ са редуцирани версии, съответно на \mathbf{Y} и \mathbf{W} . Вторият основен етап е прилагане на едномерно DCT върху всеки стълб на $\tilde{\mathbf{Y}}$. Попадащите под определен праг коефициенти се нулират, а останалите се квантуват (опционално). Прагът се определя от параметъра $0 < p_{DCT} \leq 1$, който указва каква част от енергията на $\tilde{\mathbf{Y}}$ да се запази. Резултатът от този етап е матрицата $\hat{\mathbf{C}}$, в която се очаква да има множество групирани нулеви коефициенти. Същата се сериализира по стълбове и подлага на кодиране с цел намаляване на информационния излишък, наличен от повтарящите се символи (в случая нули). Това е третият основен етап в предложената методология. Скаларите N , M , M' , q (указващ начина, по който е извършено квантуването на DCT коефициентите) и s се организират в заглавна част. Тази част заедно с вектора $\boldsymbol{\mu}$, сериализираната по стълбове $\tilde{\mathbf{W}}$ и кодираните коефициенти, се обединяват в пакет, който представя ЕКГ фрагмента в компресиран вид. Етапите от предложението алгоритъм са описани по-детайлно в следващите секции. На Фиг. 3.2 е показан примерен фрагмент от многоканален ЕКГ сигнал и резултатите, получени след основните етапи от в алгоритъма за компресия.

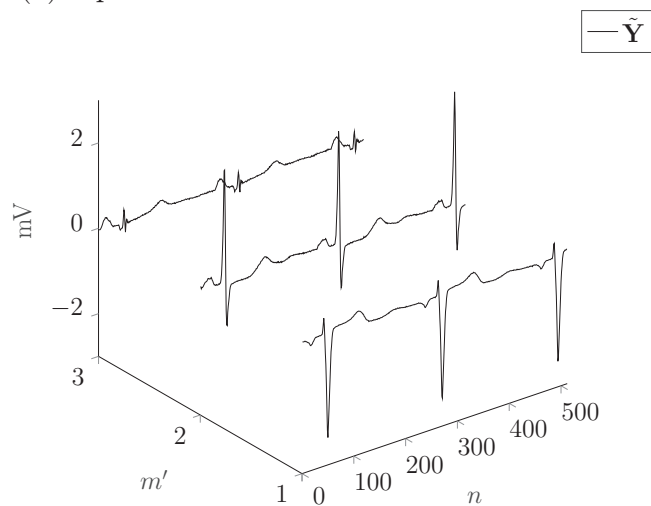
Предвидена е възможност алгоритъмът да се конфигурира така, че да не се ползва PCA, т.е. DCT да се приложи директно върху \mathbf{X} . Такава необходимост би възникнала, когато не е наличен достатъчен изчислителен ресурс. Освен в този случай, DCT се прилага директно върху \mathbf{X} , когато не се получава намаляване на размерността от PCA. Такава ситуация може да възникне при малък брой на каналите или при прекалено къс ЕКГ фрагмент. Тъй като се предвижда итерационен алгоритъм за извършване на PCA, то той може да не достигне до достатъчно точно решение в зададения брой итерации. Това е втората ситуация, която налага резултатът от PCA да бъде игнориран в процеса на работа. За осигуряване на допълнителна гъвкавост, предвижда се възможност да не се ползва DCT, а да се сериализира и квантува само $\tilde{\mathbf{Y}}$.



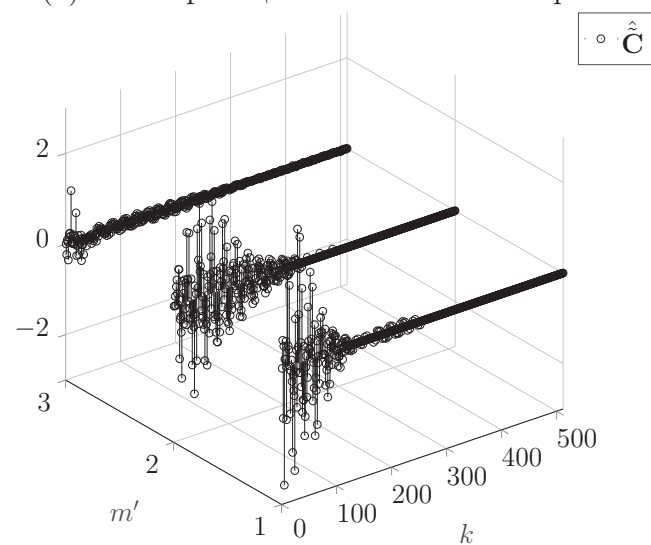
Фиг. 3.1 Алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали, базиран на комбинация от линейни преобразувания (PCA и DCT)



(а) Фрагмент от многоканален ЕКГ сигнал



(б) PCA проекции с най-голяма енергия



(в) DCT коефициенти на проекциите след прилагане на праг

Фиг. 3.2 ЕКГ фрагмент и резултати от основните етапи в алгоритъма за компресия

3.2 Намаляване на размерността на отвежданията

Важно условие за получаване на коректни резултати от PCA е стълбовете на входната матрица \mathbf{X} да бъдат центрирани и нормирани по отношение на средноквадратичното им отклонение. За правилното възстановяване на матрицата \mathbf{X} е необходим векторът на средните стойности $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^{1 \times M} = [\mu_1 \ \mu_2 \ \dots \ \mu_M]$ с елементи:

$$\mu_m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_{nm} \quad m = 1, \dots, M. \quad (3.1)$$

Елементите на центрираната и нормирана входна матрица $\bar{\mathbf{X}} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ се определят от:

$$\bar{x}_{nm} = \frac{(x_{nm} - \mu_m)}{\sigma_m}, \quad (3.2)$$

където σ_m е елемент от вектора на средноквадратичните отклонения $\boldsymbol{\sigma} \in \mathbb{R}^{1 \times M} = [\sigma_1 \ \sigma_2 \ \dots \ \sigma_M]$:

$$\sigma_m = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_{nm} - \mu_m)^2}{N - 1}} \quad m = 1, \dots, M. \quad (3.3)$$

Вместо със собствената декомпозиция (2.28) предпочетено е PCA да се определя с итеративна процедура, наречена нелинеен итеративен метод на частичните най-малки квадрати (англ. Non-linear Iterative Partial Least Squares, NIPALS) [111]. По принцип изчислителната сложност на NIPALS е съизмерима със собствената декомпозиция, но методът е предпочетен поради значителната икономия на оперативна памет. При NIPALS отпада и необходимостта от пренареждане на векторите в матрицата на преобразуването съобразно големината на съответстващите им собствени стойности. При този метод съществува известна грешка от ортогонализация, която не повлиява пряко PRD ($PRDN$), а би довела до понижаване на CR . Това е така, защото броят на главните компоненти не се фиксира предварително, а се определя от изискването за запазване на предварително определена част от енергията на сигнала. NIPALS налага внимателен избор на стойността на целевата грешка, защото е възможно тя да не бъде достигната в максимално допустимото време. Това изисква максималният брой на итерациите да бъде ограничен до стойност, съобразена с изчислителните възможности на съответната хардуерна платформа. Ако в предварително определеното време NIPALS не

достигне до решение, удовлетворяващо зададената точност, то резултатът от този етап се игнорира и DCT да се прилага директно върху \mathbf{X} . Зададеният максимален брой на итерациите може да се прецизира само по експериментален път.

Намаляването на информационния излишък между отделните отвеждания се свежда до ограничаване на броя на главните компоненти. Нека $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^{1 \times M} = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_M]$ е вектор, чиито елементи r_m са частта от общата дисперсия, вземайки първите m главни компоненти:

$$r_m = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} \quad m = 1, \dots, M, \quad (3.4)$$

където λ_i са собствените стойности, подредени по намаляващ ред. Броят на значимите компоненти M' се определя от:

$$M' = \operatorname{argmin}_{m=1, \dots, M} r_m \geq p_{PCA}, \quad (3.5)$$

където $0 < p_{PCA} \leq 1$. Две матрици се получават като резултат от този избор. Първата от тях $\tilde{\mathbf{W}} \in \mathbb{R}^{M \times M'}$ е съкратената с мащабирани стълбове версия на матрицата на преобразуването:

$$\tilde{w}_{mm'} = w_{mm'} \sigma_m \quad m = 1, \dots, M \quad \text{и} \quad m' = 1, \dots, M'.$$

Умножаването със σ_m е необходимо, за да се избегне предаването на σ в компресирания фрагмент. Втората матрица $\tilde{\mathbf{Y}} \in \mathbb{R}^{N \times M'}$ е съкратената версия на проектираната входна матрица. Нейните елементи се определят от:

$$\tilde{y}_{nm'} = y_{nm'} \quad n = 1, \dots, N \quad \text{и} \quad m' = 1, \dots, M'.$$

Ако стълбовете на $\bar{\mathbf{X}}$ не са с идентично средноквадратично отклонение, то грешката при възстановяването на сигнала може да се разпредели твърде неравномерно в отделните ЕКГ отвеждания, което не е допустимо. От проведените предварителни експерименти се установява, че за получаване на удовлетворителна грешка от възстановяването на сигнала, минималната стойност на параметъра p_{PCA} е 0.985. При такава настройка 9-канален ЕКГ сигнал се описва достатъчно точно с брой на главните компоненти от 3 до 5 (Фиг. 3.2б).

3.3 Компресия на проектирания ЕКГ фрагмент

При така избраната организация на входната матрица \mathbf{X} определените от PCA нейни проекции $\tilde{\mathbf{Y}}$ наподобяват ЕКГ сигнал (Фиг. 3.2б),

т.е. притежават характеристики на времева последователност. В тях все още се съдържа информационен излишък, наличен от корелацията във времето. Предлага се този информационен излишък да бъде намален чрез извършване на едномерно DST-II върху всяка една от проекциите. Този тип преобразуване е избран от съображения за ниска изчислителна сложност и от относителната му универсалност. Преобразуването се извършва по стълбове съгласно (2.12), в резултат от което се получава матрицата $\tilde{\mathbf{C}} \in \mathbb{R}^{N \times M'} = [\tilde{\mathbf{c}}_1 \ \tilde{\mathbf{c}}_2 \ \dots \ \tilde{\mathbf{c}}_{M'}]$. В съответната реализация, DST-II се изчислява чрез рекурсивно „извикване“ на функция съгласно бързия алгоритъм, описан в [112]. Допълнително предимство на цитирания алгоритъм е възможността преобразуването да се извърши „на място“, което води до икономия на оперативна памет. Като допълнителна оптимизация, всички множители от (2.12) са предварително изчислени и организирани в таблица за бърз достъп. Алгоритъмът поставя условието N да бъде винаги точна степен на 2.

Първата загубна част от описания етап се състои в нулирането на коефициентите, които имат незначителен „принос“ в общата енергия в сигнала. За всеки стълб $m' = 1, \dots, M'$ на матрицата $\tilde{\mathbf{C}}$ се определя праг T съгласно:

$$T = \sqrt{s_{i^*}} \quad (3.6)$$

и

$$i^* = \operatorname{argmin}_{i=1, \dots, N} \sum_{n=1}^i s_n \geq p_{DCT} \sum_{n=1}^N s_n, \quad (3.7)$$

където s_n са елементи на вектора $\mathbf{s} \in \mathbb{R}_{\geq 0}^{N \times 1}$, който съдържа сортираните по намаляващ ред квадрати на съответния вектор стълб $\tilde{\mathbf{c}}_{m'} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ за $m' = 1, \dots, M'$. Всички елементи от $\tilde{\mathbf{c}}_{m'}$, чиято абсолютна стойност е по-малка от така определения праг се нулират, вследствие на което се получава матрицата $\hat{\mathbf{C}} \in \mathbb{R}^{N \times M'}$ (Фиг. 3.2в), която подлежи на сериализация и кодиране. В процеса на тестването на алгоритъма се установи, че задоволителна грешка между оригиналния ЕКГ и възстановения от $\hat{\mathbf{C}}$ може да се получи при стойност за p_{DCT} , не по-малка от 0.95.

Всички математически операции в алгоритъма се извършват с плаваща запетая. Използваният формат на числата е 32-битов съгласно стандарта IEEE 754 [113]. От този формат се кодират и модифицираните, спрямо праг, DST коефициенти. Предвижда се опционална възможност за допълнително редуциране на размера DST коефициентите чрез представянето им в 16-битов формат с плаваща запетая (дефиниран в [113]), като разбира се, това ще доведе до увеличаване на грешката между оригиналния и възстановения ЕКГ сигнал.

3.4 Кодиране на DCT коефициентите

За съкратеното представяне на модифицираните DCT коефициенти първоначалният избор се насочи към кода на Huffman и аритметичното кодиране. Последното беше фаворизирано най-вече поради факта, че разклоненията в програмния код са минимизирани за сметка на целочислените аритметични операции, което за съвременните процесори е по-добрата алтернатива. Втората задача, която трябва да се реши, е от колко бита да се формира символът, който ще се кодира. От съображения за намаляване на използваната оперативна памет и за избягване на побитовата организация в компресирания фрагмент, се възприе, че е най-подходящо за един символ да се ползва един байт. Статистическият модел би имал 256 елемента, което е напълно приемливо за успешна реализация във вградено устройство. Ентропийното кодиране позволява да не се предава честотата на срещане на всеки символ, а тя да се изчислява синхронно в кодера и декодера, като първоначално се възприема, че всички символи имат еднаква вероятност за поява. Описаната схема на работа е перфектна за случаите, при които компресираният сигнал се съхранява във файл. Проблемът възниква, когато се налага предаване на ЕКГ в реално време по канал за връзка. При евентуална загуба на пакети, предаващото и приемащото устройство трябва повторно да синхронизират статистическия модел, с който работят. Нещо повече, когато се предвижда предаване на компресирания сигнал към множество потребители, които могат да се включват в комуникацията в произволен момент от време, в кодиращата страна трябва да се поддържат множество статистически модели, което е трудно осъществимо. За избягването на тези недостатъци, статистическият модел може да се предава съвместно с кодираните данни, но това би довело до значително понижаване на *CR*.

След реализирането, валидирането и тестването на аритметичното кодиране се установи, че необходимото процесорно време е съизмеримо с това от останалите етапи на алгоритъма, независимо от направените множество софтуерни оптимизации. Кодерът се оказва недостатъчно ефективен за кодиране на ненулевите символи, защото тяхното вероятностно разпределение се получава приблизително равномерно. Този ефект не е напълно неочакван, защото е известно, че числата във формат IEEE 754 не са добре адаптирани за ентропийно кодиране. Преобразуването им в целочислен вид и обработването им с MTF преди аритметичното кодиране не е подходяща алтернатива за реализация във вградени устройства, защото MTF изисква $O(n^2)$ операции, където n е дължината на последователността.

Замяната на аритметичното кодиране с RLE демонстрира напълно съизмерима производителност при драстично намаляване на изчислителната сложност. RLE е реализиран на ниво байт с особеността, че се кодира дължината само на нулевите символи (байтове), а останалите остават в оригиналния си вид. Наличието на изолирани нулеви байтове води до понижаване на общата CR на алгоритъма, но такова подреждане не е типично за кодираната последователност. Въпреки това трябва да бъде предвиден и най-лошият сценарий, а именно редуване на нулеви и ненулеви байтове в последователността, което налага изходният масив да се предвиди с двойно по-голям размер от този на кодираната поредица.

3.5 Организация на данните в компресираните фрагменти

Предложена е организация на данните в компресираните фрагменти, която е илюстрирана на Фиг. 3.3. В началото на всеки фрагмент е разположена заглавна част с фиксиран размер от 16 байта, която съдържа необходимата информация за правилното възстановяване на компресирания сигнал. Изхождайки от желанието да се осигури съвместимост между дадения алгоритъм и неговия усъвършенстван вариант (описан в следващата глава на монографията), в заглавната част са предвидени полета, чрез които може да се кодира по кой от двата начина е осъществена компресията. Полетата в заглавната част са, както следва:

1. N – брой на отчетите на сигнала във фрагмента. 16-битов целочислен беззнаков тип в little-endian формат. Валидни стойности от 1 до $2^{16} - 1$;
2. M – брой на каналите. 8-битов целочислен беззнаков тип. Валидни стойности от 1 до 255;
3. M' – брой на главните компоненти. 8-битов целочислен беззнаков тип. Валидни стойности от 1 до M . Ако $M' = M$, то върху сигнала не е приложен PCA;
4. TFT – тип на едномерното линейно преобразуване. 8-битов целочислен беззнаков тип. Валидни стойности от 0 до 2. Ако $TFT = 0$, то върху сигнала не е приложено едномерно линейно преобразуване. Ако $TFT = 1$, то върху сигнала е приложено DCT. Ако $TFT \geq 2$, то върху сигнала е приложено DWT (виж следващата глава);



Фиг. 3.3 Организация на данните в компресираните фрагменти

5. TFP – параметри на едномерното линейно преобразуване. 8-битов целочислен беззнаков тип. Ако $TFT = 0$ или $TFT = 1$, то стойността му е винаги 0. Ако $TFT \geq 2$, то в това поле се кодира броят на нивата на декомпозиция при DWT (виж следващата глава);
6. q – формат за представяне на данните. 8-битов целочислен тип. Валидни стойности 2 и 4. Ако $q = 2$, то кодираните данни са представени с 16-битови числа с плаваща запетая, а ако $q = 4$, то представянето им е 32-битово с плаваща запетая;
7. RS – запазено за бъдещо ползване. 8-битов целочислен тип;
8. s – мащабиращ коефициент, определен при нормирането на сигнала. В последния етап на възстановяването, всички елементи на получената матрица трябва да се умножат с него. 32-битово положително число с плаваща запетая съгласно стандарта IEEE 754 в little-endian формат.

Тъй като размерът на заглавната част е сравнително малък, сметено е за целесъобразно тя да не се кодира. В случаите, когато е извършен PCA, следват две поредици от байтове, представящи 32-битови числа с плаваща запетая съгласно стандарта IEEE 754 в little-endian формат. С първата се представя векторът на средната стойност $\boldsymbol{\mu}$ (размер $M \times 4$), а втората е сериализираната по стълбове редуцирана матрица на преобразуването $\tilde{\mathbf{W}}$ (размер $M \times M' \times 4$). Тези две поредици също се предават без кодиране поради относително малкия им размер и поради факта, че почти не съдържат информационен излишък. Разбира се, когато PCA не е извършен ($M' = M$), $\boldsymbol{\mu}$ и $\tilde{\mathbf{W}}$ не се включват в пакета (Фиг. 3.3). Блокът от данни завършва с квантувана (опционално), сериализирана и кодирана с RLE матрица от DCT коефициенти $\hat{\hat{\mathbf{C}}}$. Ако не е приложен PCA, то след заглавната част се предава $\hat{\hat{\mathbf{C}}}$, но тя вече е получена от извършено DCT директно върху \mathbf{X} , вместо върху нейните проекции $\tilde{\mathbf{Y}}$.

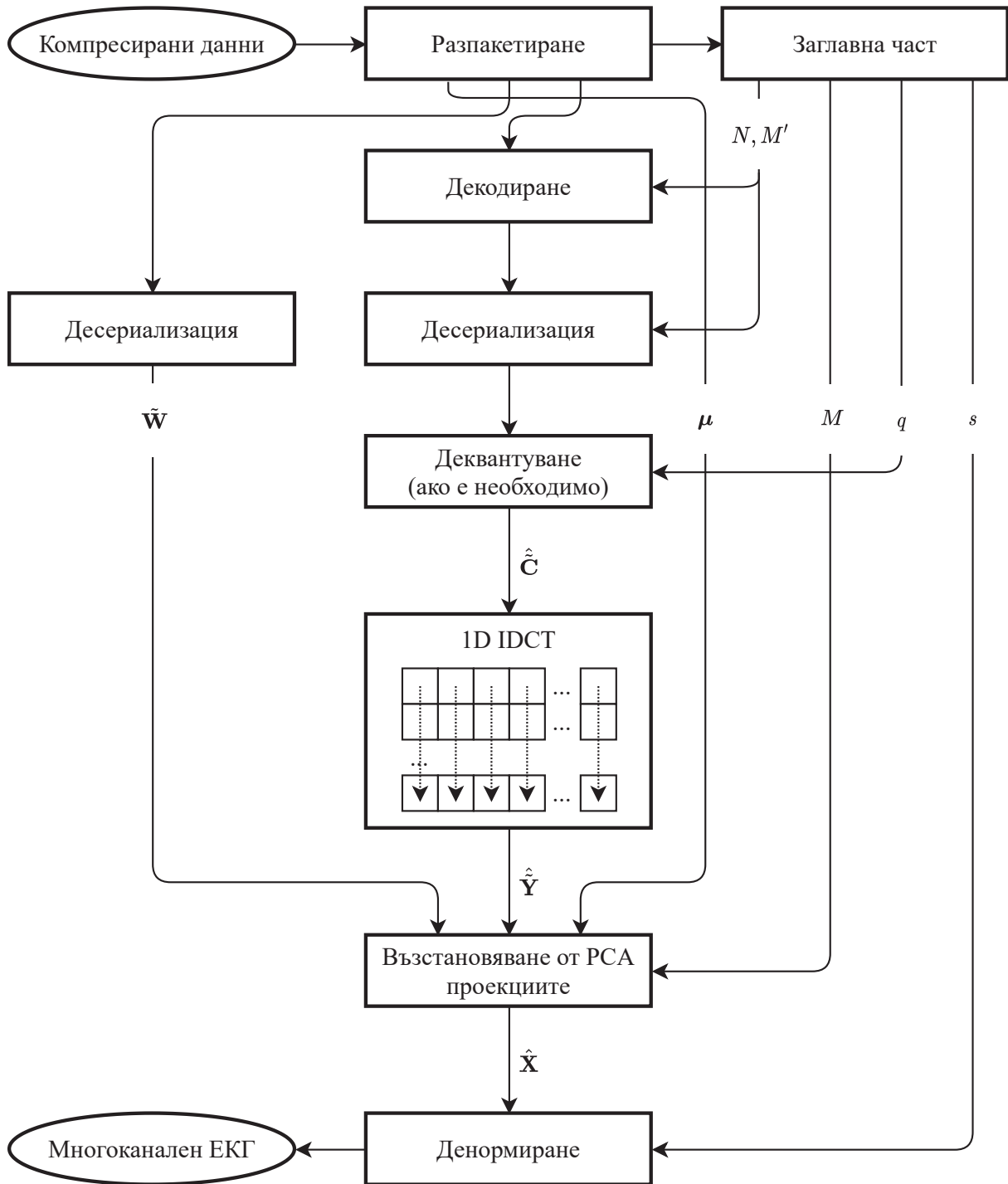
3.6 Възстановяване на компресирания сигнал

Процесът на възстановяване на компресирания многоканален ЕКГ е представен на Фиг. 3.4, като етапите в него следват процеса на компресия в обратен ред. След отделяне на заглавната част от пакета, от нея се извличат необходимите скалари (N , M и M') за определяне на размерите на векторите и матриците в блока от данни, както и формата на представяне на кодираните данни с помощта на полето q . Извлича се векторът на средните стойности $\boldsymbol{\mu}$ и матрицата на преобразуването $\tilde{\mathbf{W}}$ чрез десериализация по стълбове. Тази част не се извършва, ако $M' = M$ (PCA не е бил приложен в процеса на компресия). Кодираните с RLE данни се декодират, десериализират по стълбове и ако е необходимо, се деквантуват. По този начин се получава матрицата от DCT коефициенти $\hat{\hat{\mathbf{C}}}$. Върху нея се извършва едномерно IDCT по стълбове съгласно (2.13), за да се възстанови матрицата на проекциите $\hat{\mathbf{Y}} \in \mathbb{R}^{N \times M'}$, които са били получени от PCA. Матрицата $\hat{\mathbf{Y}} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ е разширена версия на $\hat{\mathbf{Y}}$, като новите стълбове са от нули:

$$\hat{y}_{nm} = \begin{cases} \hat{\hat{y}}_{nm}, & m = 1, \dots, M' \\ 0, & m = M' + 1, \dots, M \end{cases}$$

По аналогичен начин от $\tilde{\mathbf{W}}$ се получава и матрицата $\hat{\mathbf{W}} \in \mathbb{R}^{M \times M}$:

$$\hat{w}_{nm} = \begin{cases} \hat{\hat{w}}_{nm}, & m = 1, \dots, M' \\ 0, & m = M' + 1, \dots, M \end{cases}$$



Фиг. 3.4 Възстановяване на компресирания сигнал

Възстановената нормирана матрица $\hat{\mathbf{X}}$ на многоканалния ЕКГ фрагмент се определя от обратното линейно преобразуване:

$$\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{Y}}\hat{\mathbf{W}}^T + \mathbf{u}\mu, \quad (3.8)$$

където $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ е вектор стълб от единици ($u_n = 1 \quad n = 1, \dots, N$). Последният етап е денормирането на $\hat{\mathbf{X}}$ чрез умножаването ѝ с множителя s .

Основната част от предложения подход е публикувана от автора в [114], но вместо с RLE е даден вариантът с аритметично кодиране на DCT коефициентите. Публикуваните резултати са получени чрез база от данни с ЕКГ сигнали, различна от описаната в последната глава на тази монография.

3.7 Обобщение и анализ

Предложеният алгоритъм за компресия със загуби на многоканални ЕКГ се отличава с относителна простота поради липсата на изискване за предварителна обработка на сигнала или анализ с цел специфичното му сегментиране. Не се използва и информационният излишък от цикличността на ЕКГ във времето. Алгоритъмът се характеризира с относително ниска изчислителна сложност и потенциал за сравнително висока ефективност. Няма пряк контрол върху грешката между оригиналния и възстановения след компресията сигнал, но по експериментален път могат да се определят подходящи настройки за приблизително удовлетворяване на изискванията за PRD ($PRDN$). Ако се предвижда реализация на платформа с наличен голям обем на оперативната памет, то PRD ($PRDN$) могат да се контролират чрез итеративен синтез. Минималният брой на главните компоненти при зададена стойност на PRD ($PRDN$) може да се определи итеративно чрез обратното преобразуване (3.8), което е сравнително бърза процедура. Трябва да се отчете и фактът, че броят на повторенията на споменатото възстановяване би бил много малък (максимум $M - 1$). По аналогичен начин може да се процедира и с компресията на проекциите, определени от PCA, като прагът, под който се нулират DCT коефициентите, може да се определи с относително малък брой повторения на IDCT чрез алгоритми, базирани на binary search [115]. В този случай, ще се избегне и сортирането на квадратите на DCT коефициентите.

В останалата част на монографията ще се използва абривиатурата PCA-DCT за предложения в главата алгоритъм.

Въпреки своята универсалност, DCT дава сравнително посредствен резултат при прилагането върху проекциите, определени от PCA (наблюдават се осцилации във възстановения сигнал дори при малък брой нулирани коефициенти). Направените предварителни експериментални изследвания разкриват възможност за повишаване на ефективността на алгоритъма чрез замяна на DCT с едномерно DWT. На тази тема е посветена следващата глава от монографията.

Глава 4

Усъвършенстване на разработения алгоритъм за компресия на ЕКГ сигнали

В тази глава е описано усъвършенстване на предложения алгоритъм за компресия на многоканални ЕКГ сигнали. То се изразява в замяната на DCT с DWT. Първата задача за решаване е определянето на подходящ праг, спрямо който ще се модифицират DWT коефициентите. Втората задача е да се определят параметрите на DWT (тип на уейвлет функцията и брой на нивата на декомпозиция).

4.1 Праг за модифициране на DWT коефициентите

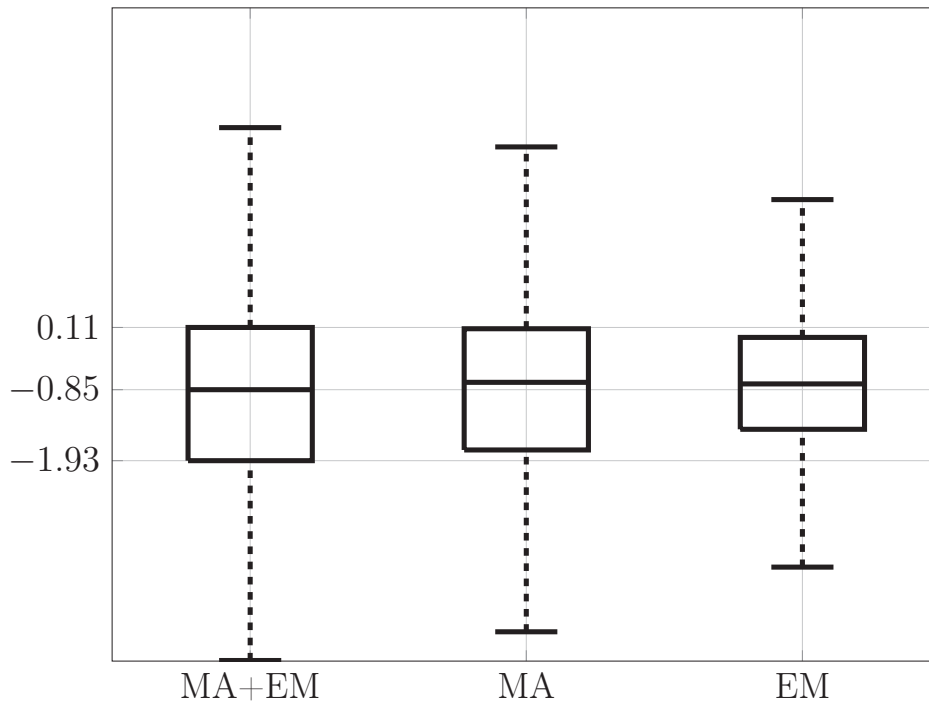
При компресията на сигнали чрез DWT, в голяма степен се разчита на намаляване на информационния излишък, който е внесен от шумове. Независимо дали става въпрос за компресия, или за редуциране на шумове, целта на DWT е една, а именно да концентрира колкото е възможно по-голяма част от енергията на сигнала в апроксимиращите коефициенти, а на шума в детайлизиращите. При ЕКГ сигналите основното негативно въздействие не е от бял шум, а от смущения, които не са с константна спектрална плътност на мощността. Прагът за модифициране на DWT коефициентите се определя съобразно оценката на средноквадратичното отклонение на шума за всяко ниво на декомпозиция. Тъй като се предвижда модифициране само на детайлизиращите

коэффициенти, то дрейфът на нулевата линия практически няма да бъде повлиян от DWT компресията, защото неговата честотна лента попада изцяло в лентата на апроксимиращите коэффициенти. Мрежовите смущения типично се редуцират преди етапа на компресията, следователно и те няма да се вземат предвид при оценката на средноквадратичното отклонение на шума. В крайна сметка, само смущенията, предизвикани от движението на електродите и мускулните артефакти, е необходимо да бъдат отчетени при определянето на прага. И двата вида смущения са нестационарни, най-малкото, защото изследваният субект в дадени моменти от времето може да се движи по-активно, а в други да бъде в покой. Прилагането на праг върху DWT коэффициенти предполага, че смущенията са отражение на стационарни процеси, следователно трябва да се извърши изследване на характера на тяхното разпределение в рамките на продължителността на извадката, която ще подлежи на DWT. Продължителността на извадката се предвижда да не надвишава $2s$, което гарантира сравнително малка степен на нестационарност. Влиянието на смущенията върху сигнала се счита за адитивно.

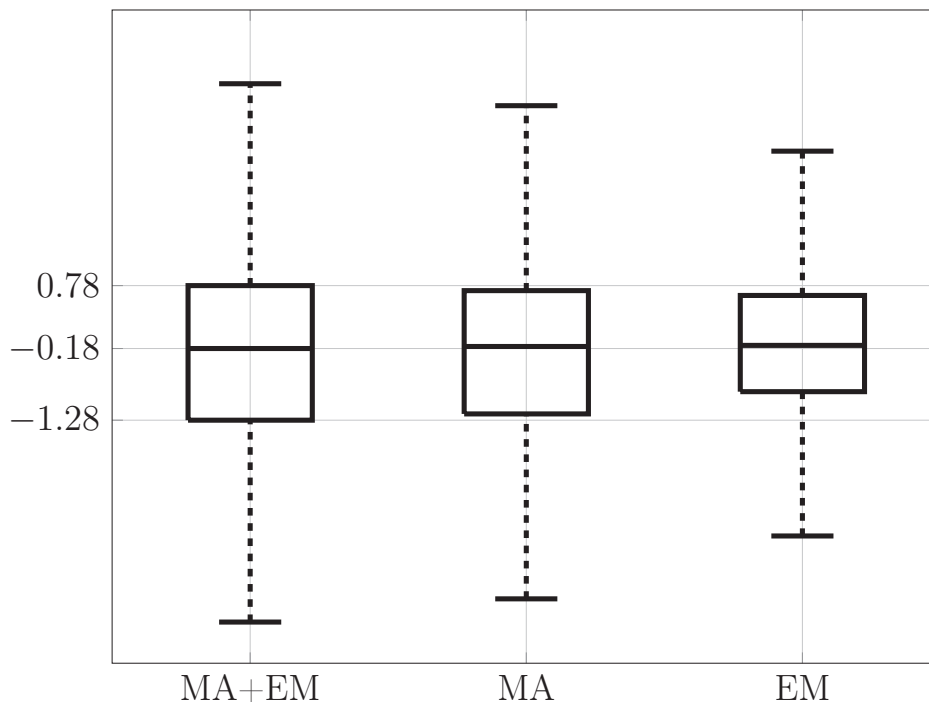
В базата от данни MIT-BIH Noise Stress Test Database [6] са предоставени по две реализации от дрейф на нулевата линия, мускулни артефакти и смущения от движението на електродите. Честотата на дискретизация е $f_s = 360 \text{ Hz}$, а общата продължителност на една реализация е от $650\,000$ отчета (около 1805 s). От предоставените реализации на мускулни артефакти и движение на електродите са отделени всички възможни фрагменти с продължителност 1.5 s и са изследвани статистическите им характеристики. На Фиг. 4.1, Фиг. 4.2 и Фиг. 4.3 са показани диаграми тип „кутия“ на първи, втори и трети квантил на стандартизираните мускулни артефакти, смущенията от движението на електродите, както и сумата от тях с еднакво съотношение. Вижда се, че ако типичните стойности за първия и третия квантил се компенсират спрямо медианата и се осреднят, то се получава стойност 0.68 , близка до тези на третия квантил на стандартизираното нормално разпределение (0.6745). Вземайки предвид резултатите от тези изследвания, прагът, спрямо който ще се модифицират детайлизиращите коэффициенти $\mathbf{d}^{(l)}$ за ниво на декомпозиция l , е съгласно (2.18), (2.22) и (2.24):

$$T_l = p_{DWT} \frac{\text{median}(|\mathbf{d}^{(l)}|)}{0.67} \sqrt{2 \ln n_l}, \quad (4.1)$$

където $p_{DWT} > 0$ е коэффициент, с който в тесни граници може да се коригира степента на компресия, респективно PRD , а n_l е броят на отчетите на сигнала или на апроксимиращите коэффициенти за съответното ниво на декомпозиция l .

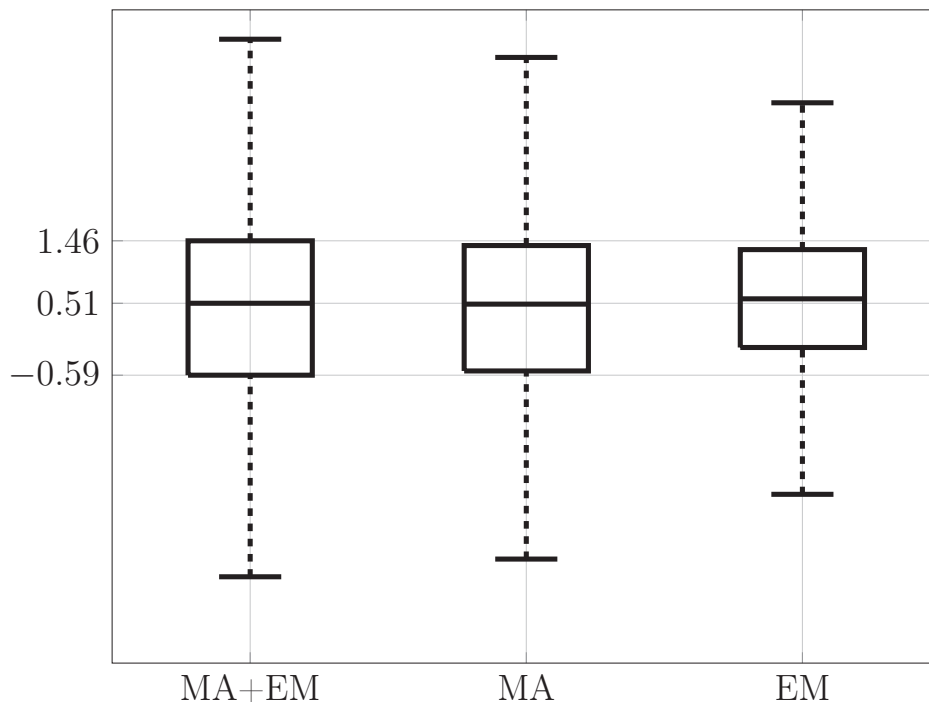


Фиг. 4.1 Диаграми тип „кутия“ на първи кавртил на мускулни артефакти (МА), смущения от движението на електродите (ЕМ) и сумата от тях (МА+ЕМ) с еднакво съотношение



Фиг. 4.2 Диаграми тип „кутия“ на втори кавртил на мускулни артефакти (МА), смущения от движението на електродите (ЕМ) и сумата от тях (МА+ЕМ) с еднакво съотношение

Определянето на прага, чрез (4.1), изисква намиране на медиана, а както е известно, тя може да се определи точно само чрез сортиране.



Фиг. 4.3 Диаграми тип „кутия“ на трети кавртил на мускулни артефакти (МА), смущения от движението на електродите (ЕМ) и сумата от тях (МА+ЕМ) с еднакво съотношение

Това сортиране трябва да се извърши за всяко ниво на декомпозицията. Действително, броят на подлежащите на сортиране коефициенти намалява двукратно с всяко следващо ниво на декомпозиция, но все пак, бързодействието на алгоритъма ще се влоши значително. Тъй като оценката (2.24) е съвсем груба, допустимо е да се търси приблизителна стойност на медианата чрез някой от популярните алгоритми. В предложения подход е предпочетено използването на т.нар. *Vinargroх* алгоритъм [116]. Предимството на този алгоритъм пред другите е, че не зависи от разпределението на данните, защото не се ползват рекурсии. Също така се изисква малко оперативна памет и не се пренареждат елементите. Изчислителната сложност в най-лошия случай е равна на $O(n)$, където n е броят на отчетите. Обхождането на данните е 3 пъти. *Vinargroх* се състои от следните стъпки:

1. Изчисляване на средната стойност μ и средноквадратичното отклонение σ ;
2. Формиране на B бина в интервала $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ и присвояване на съответните елементи към тях;
3. Намиране на бина b , който съдържа медианата;
4. Определяне на медианата като средата на b .

Определената по този начин медиана се различава от действителната с $\frac{B}{\sigma}$. В [116] се предлага $B = 1000$, но задоволителни резултати се получават и при $B = 200$ или грешката е $\frac{1}{200}$ от средноквадратичното отклонение. Зависимостта на грешката от средноквадратичното отклонение се явява основен недостатък на $Vinapprox$.

За модифицирането на DWT коефициентите е избран „твърд“ праг. Изборът е направен главно от съображения за намаляване на изчислителната сложност, въпреки че някои изследвания показват малко по-добри резултати при прилагането на „мек“ праг [117]. Съгласно цитираната публикация, при прилагане на „мек“ праг, стойността на PRD е по-малка само с около 0.4% спрямо тази при „твърдия“ праг.

4.2 Определяне на DWT базиса

Както беше споменато в обзорната част на монографията, изборът на подходящ DWT базис се извършва чрез отчитане на критерии като брой на нулевите моменти, регулярност и др. Такъв анализ е извършван за ЕКГ сигнали от други изследователи, но резултатите не са еднозначни. В контекста на предложения алгоритъм за компресия, задачата се усложнява допълнително от изискването DWT базисът да е подходящ както за ЕКГ от различните отвеждания, така и за техните проекции, определени чрез PCA. Предпочита се определянето на подходящия DWT базис да се извърши по експериментален път, като се анализира ефективността от компресията с множество предварително избрани уейвлет функции и нива на декомпозиция. За целта е необходимо да се дефинира подходящ критерий, максимално независим от останалите етапи на алгоритъма за компресия. Този критерий е подобен на QS , но вместо CR се предлага да се ползва мярка за разреденост на DWT коефициентите:

$$QS' = \frac{SP}{PRD} \quad (4.2)$$

и

$$SP = \frac{N_Z}{N} \times 100, \quad (4.3)$$

където N_Z е броят на нулевите коефициенти от DWT декомпозицията, а N е общият брой DWT коефициенти.

Както беше споменато, компресията на сигнали чрез DWT е в голяма степен за сметка на редуциране на информационния излишък, който е внесен от нежеланите въздействия върху сигнала (артефакти). Очевидно е, че за определяне на подходящия DWT базис е необходимо да се разполага с еталонен сигнал, спрямо който да се изчислява PRD и върху него да бъдат добавяни типичните за ЕКГ артефакти. Наличните

бази от данни с реални ЕКГ сигнали не са подходящи за определяне на DWT базиса, защото върху тях вече има насложени смущения, които не могат да бъдат премахнати напълно. Предлага се експериментите да се извършат спрямо синтетичен многоканален ЕКГ с изкуствено добавяне на съответните нежелани въздействия. За създаване на синтетичен ЕКГ е използван програмният продукт ECGSIM [118]. ECGSIM дава възможност да се променя закъснението и вида на акционния потенциал върху различните области на тримерен модел на човешкото сърце, като по този начин могат да бъдат симулирани и множество патологични състояния. Чрез продукта е симулиран кардиоцикъл (без нулевата линия след Т вълната), кореспондиращ с нормална сърдечна дейност при пулсова честота от 70 удара в минута. Нулевите линии между Т вълните и следващите ги Р вълни са създадени чрез интерполация. Добавена е и вариабилност на пулсовата честота с нормално разпределение и средноквадратично отклонение от 30 удара в минута. За имитиране на по-реална сърдечна дейност, отделните кардиоцикли са сортирани по продължителност. Известно е, че продължителността на даден QT интервал зависи по нелинеен закон от моментната пулсова честота [119]. Продължителността на QT интервалите се коригира съгласно известната формула на Bazzet [119]:

$$QT = QT_c \sqrt{RR}, \quad (4.4)$$

където RR е интервалът в секунди между съседните R-пикове, а $QT_c = 0.42$ s е типичната нормална продължителност на QT интервала при пулсова честота от 60 удара в минута. Изменението на QT интервалите е извършено чрез промяна на честотата на дискретизация в съответната част на симулирания сигнал. Общият брой симулирани кардиоцикли е 5000 при честота на дискретизация $f_s = 250$ Hz.

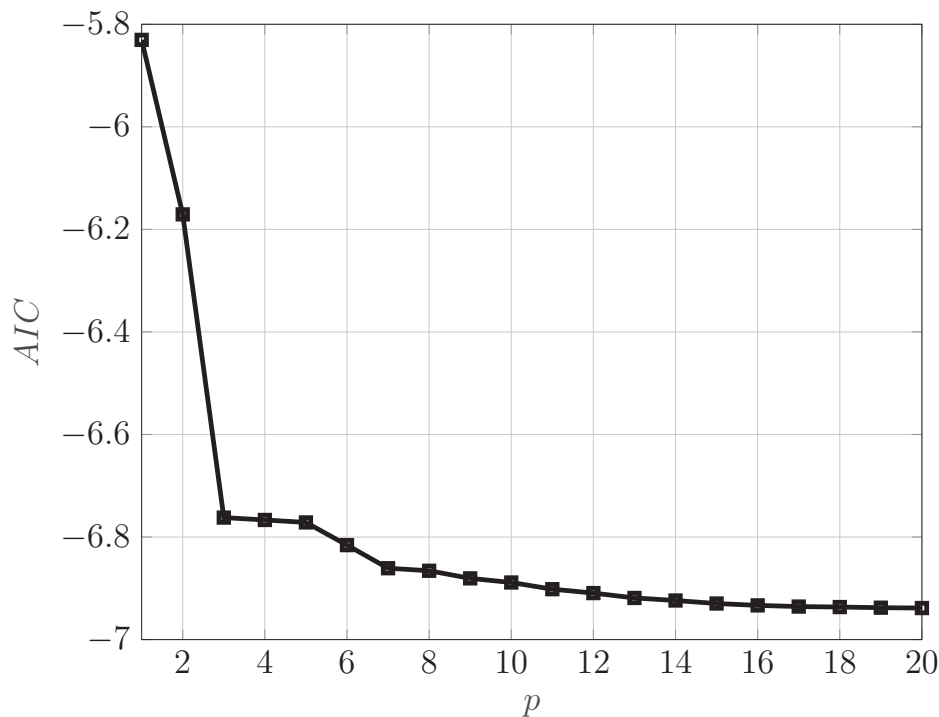
Смущенията, причинени от движението на електродите, често силно наподобяват вълните и комплексите в ЕКГ. Следователно не е реалистично да се очаква, че може да бъде намерен такъв DWT базис, който да ги потиска при достатъчно запазване на формата на сигнала. Предпочита се DWT базисът да се определи въз основа само на влиянието на мускулните артефакти. Представените смущения в MIT-BIH Noise Stress Test Database са с недостатъчна продължителност, за да бъдат насложени върху синтезирания ЕКГ. Това налага да бъде създаден модел за изкуствено генериране на мускулни артефакти като стационарен процес. В стационарния случай мускулните артефакти могат да бъдат добре моделирани чрез авторегресивен (англ. Autoregressive, AR) модел:

$$y[n] = \sum_{i=1}^p a_i y[n-i] + \nu[n], \quad (4.5)$$

където p е редът на модела, а ν е бял шум. За определяне на реда на модела се ползва информационния критерий на Akaike (англ. Akaike Information Criterion, AIC):

$$AIC = 2p - 2 \ln \mathcal{L}, \quad (4.6)$$

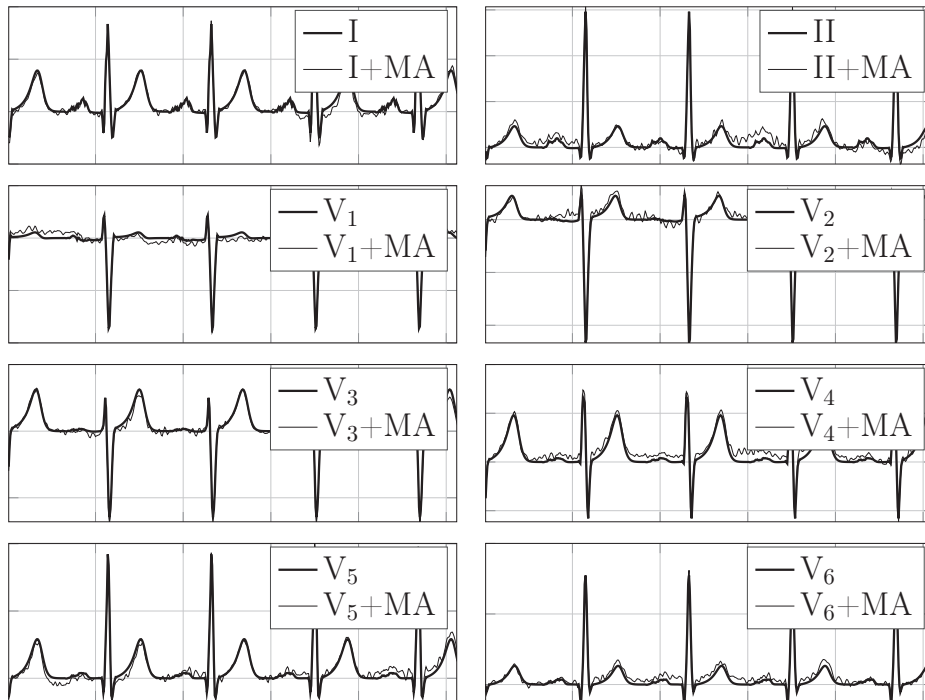
където \mathcal{L} е максималната стойност на функцията на правдоподобие. За оптимален ред на модела се приема тази стойност на p , за която AIC е минимален, т.е. постига се баланс между сложност и правдоподобие. Изследване на AIC , в зависимост от p , е направено за мускулните артефакти при $f_s = 250$ Hz, като моделите са обучени с помощта на предоставените реализации в MIT-BIH Noise Stress Test Database. Зависимостта на AIC от p е показана на Фиг. 4.4. Налице е монотонно намаляване, но



Фиг. 4.4 AIC за AR модели на мускулни артефакти с ред p от 1 до 20 при честота на дискретизация $f_s = 250$ Hz

за подходящ ред на модела може да се приеме $p = 7$, защото след тази стойност промяната на AIC е сравнително малка. Мускулните артефакти в отделните отвеждания се приемат за некорелирани.

Избран фрагмент от синтетичния ЕКГ с добавени моделирани мускулни артефакти (англ. Muscle Artifacts, MA) с отношение сигнал-шум $SNR_{MA} = 6$ dB е показан на Фиг. 4.5. Потенциалната ефективност на алгоритъма за ЕКГ компресия при различни варианти за DWT базиса се оценява чрез осреднената стойност $\overline{QS'}$ (по отношение на отвежданията), получена за синтетичния сигнал с насложени мускулни артефакти при различни стойности на SNR_{MA} . Показани са резултатите за



Фиг. 4.5 Фрагмент от синтетичен многоканален ЕКГ с добавени мускулни артефакти с отношение сигнал-шум $SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$

QS' при $SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$, $SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$ и $SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$. При по-неблагоприятни стойности на отношението сигнал-шум не се наблюдава съществена разлика на $\overline{QS'}$ при различните уейвлет функции, а се установява много слабо влияние от нивата на декомпозиция L . Това е един приблизителен ориентир за шумоустойчивостта на алгоритъма. Изследвани са нивата на декомпозиция L от 2 до 4, защото предварителните експерименти при $L = 1$ показват посредствени резултати при всички уейвлет функции, а при $L > 4$ се счита, че изчислителната сложност на алгоритъма би нараснала над допустимото. За изследването са подбрани само тези уейвлет функции, които се характеризират със сравнително нисък ред на двойката нерекурсивни филтри. Целта отново е да се гарантира приемлива изчислителна сложност на алгоритъма, въпреки евентуалното понижаване на ефективността. Честотата на дискретизация е $f_s = 250 \text{ Hz}$, а продължителността на компресираните фрагменти е 512 отчета. Изследванията са направени за познатите DWT базиси, като преобразуването е извършено не само върху ЕКГ проекциите, определени чрез PCA, но и директно върху сигнала. Целта е да се търси възможен компромис между двата варианта по отношение на производителността. В Табл. 4.1 са показани стойностите на $\overline{QS'}$ за DWT от фамилията Daubechies при прилагането му върху проекциите на сигнала, определени чрез PCA, а в Табл. 4.2 са показани съответните резултати при прилагане на същия DWT базис директно върху многоканалния ЕКГ.

Табл. 4.1 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията Daubechies върху проекциите на синтетичен ЕКГ, определени чрез PCA

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'
db1	2.34	2.71	2.77	3.70	4.15	3.87	5.31	5.54	4.31
db2	2.36	2.77	3.86	3.81	4.40	4.13	5.69	6.35	4.90
db3	2.37	2.79	2.77	3.82	4.43	3.76	5.71	6.42	4.02
db4	2.37	2.78	2.74	3.81	4.42	3.66	5.68	6.39	3.80
db5	2.36	2.78	2.66	3.80	4.41	3.38	5.66	6.38	3.38
db6	2.36	2.77	2.60	3.79	4.39	3.06	5.63	6.32	2.96
db7	2.36	2.76	2.48	3.79	4.37	2.88	5.36	6.27	2.64
db8	2.35	2.75	2.34	3.78	4.34	2.58	5.61	6.19	2.31
db9	2.35	2.74	2.19	3.77	4.31	2.33	5.59	6.13	2.01
db10	2.35	2.73	2.11	3.78	4.27	2.02	5.59	5.98	1.82

Табл. 4.2 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията Daubechies директно върху синтетичен ЕКГ

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'
db1	2.85	3.29	3.35	5.46	6.05	5.66	10.03	10.38	8.08
db2	2.90	3.40	3.44	5.64	6.50	5.90	10.91	12.12	8.65
db3	2.93	3.43	3.40	5.69	6.59	5.58	10.98	12.33	7.64
db4	2.93	3.42	3.33	5.67	6.55	5.28	10.93	12.21	6.87
db5	2.92	3.40	3.21	5.66	6.52	4.85	10.89	12.18	5.99
db6	2.92	3.40	3.13	5.64	6.47	4.43	10.82	12.02	5.32
db7	2.92	3.38	3.01	5.63	6.44	4.19	10.79	11.86	4.82
db8	2.92	3.36	2.84	5.61	6.36	3.77	10.75	11.65	4.22
db9	2.91	3.34	2.67	5.60	6.31	3.41	10.70	11.51	3.68
db10	2.91	3.33	2.58	3.61	6.25	3.11	10.70	11.18	3.38

Анализът показва, че най-висока ефективност на алгоритъма при прилагане на DWT от фамилията Daubechies може да се очаква при db3 и нива на декомпозиция $L = 3$. Този резултат е достатъчно явен при по-благоприятните стойности на SNR_{MA} . Както си вижда, споменатият базис е подходящ както за прилагане върху проекциите, определени

чрез PCA, така и директно върху сигнала. Аналогични изследвания са направени и за уейвлет функциите от фамилията Coiflet. Резултатите от тях са показани в Табл. 4.3 и Табл. 4.4. От тях се вижда, че най-високата стойност за $\overline{QS'}$ се постига при coif2 с 3 нива на декомпозиция, независимо дали DWT се прилага директно върху ЕКГ сигнала, или върху неговите PCA проекции. Резултатите от изследванията за DWT

Табл. 4.3 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията Coiflet върху проекциите на синтетичен ЕКГ, определени чрез PCA

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$
coif1	2.36	2.78	2.87	3.82	4.41	4.20	5.70	6.39	5.01
coif2	2.37	2.79	2.82	3.82	4.44	3.98	5.69	6.44	4.38
coif3	2.36	2.78	2.78	3.81	4.42	3.79	5.66	6.38	3.98
coif4	2.36	2.77	2.73	3.79	4.39	3.61	5.63	6.31	3.76
coif5	2.36	2.76	2.70	3.78	4.36	3.49	5.62	6.22	3.54

Табл. 4.4 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията Coiflet директно върху синтетичен ЕКГ

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$
coif1	2.91	3.40	3.49	5.64	6.50	6.13	10.92	12.11	9.22
coif2	2.93	3.43	3.44	5.68	6.59	5.81	10.97	12.38	8.05
coif3	2.93	3.42	3.38	5.66	6.55	5.53	10.88	12.19	7.29
coif4	2.93	3.41	3.33	5.64	6.47	5.27	10.82	11.99	6.79
coif5	2.92	3.39	3.30	5.63	6.42	5.09	10.78	11.77	6.45

базисите от фамилията Symlet са показани в Табл. 4.5 и Табл. 4.6. От тази фамилия най-добра ефективност би се получава при sym4 с 3 нива на декомпозиция. И в този случай базисът е подходящ както за прилагане директно върху сигнала, така и върху проекциите му, определени чрез PCA. Направено е изследване и на потенциалната ефективност на биортогоналните DWT. Стойностите за $\overline{QS'}$ при прилагане на преобразуването върху PCA проекциите на синтетичен ЕКГ сигнал с насложени мускулни артефакти са показани в Табл. 4.7. Вижда се, че в случая най-ефективните уейвлет функции от тази фамилия са bior2.2 и bior2.4 при

Табл. 4.5 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията Symlet върху проекциите на синтетичен ЕКГ, определени чрез PCA

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$
sym2	2.36	2.77	2.86	3.81	4.40	4.13	5.69	6.35	4.90
sym3	2.36	2.78	2.82	3.81	4.42	4.00	5.69	6.40	4.43
sym4	2.37	2.79	2.81	3.82	4.44	3.92	5.69	6.42	4.28
sym5	2.37	2.78	2.78	3.81	4.42	3.78	5.69	6.42	4.14
sym6	2.37	2.78	2.77	3.81	4.42	3.78	5.65	6.38	3.98
sym7	2.36	2.78	2.74	3.80	4.41	3.66	5.65	6.37	3.78
sym8	2.36	2.77	2.71	3.79	4.38	3.59	5.63	6.30	3.70
sym9	2.36	2.77	2.70	3.79	4.38	3.51	5.63	6.31	3.62
sym10	2.36	2.76	2.68	3.79	4.36	3.44	5.61	6.24	3.49
sym11	2.36	2.76	2.66	3.78	4.35	3.44	5.62	6.24	3.51

Табл. 4.6 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията Symlet директно върху синтетичен ЕКГ

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$
sym2	2.90	3.40	3.44	5.64	6.50	5.90	10.91	12.12	8.65
sym3	2.92	3.41	3.39	5.66	6.54	5.63	10.95	12.27	7.63
sym4	2.93	3.42	3.43	5.67	6.56	5.78	10.95	12.31	8.09
sym5	2.93	3.43	3.40	5.68	6.57	5.59	10.95	12.28	7.63
sym6	2.93	3.42	3.38	5.66	6.53	5.52	10.88	12.20	7.31
sym7	2.93	3.41	3.33	5.66	6.51	5.35	10.85	12.14	6.94
sym8	2.93	3.41	3.32	5.64	6.47	5.25	10.82	11.99	6.72
sym9	2.92	3.40	3.31	5.64	6.47	5.18	10.82	11.94	6.72
sym10	2.92	3.40	3.28	5.63	6.42	5.01	10.78	11.82	6.33
sym11	2.92	3.38	3.24	5.63	6.40	5.96	10.77	11.77	6.23

брой нива на декомпозиция $L = 3$. В Табл. 4.8 са показани стойностите на $\overline{QS'}$ при прилагане на биортогоналните DWT бази директно върху синтетичния ЕКГ сигнал с насложени мускулни артефакти. И тук има съвпадение по отношение на най-подходящата уейвлет функция и нива на декомпозиция, в случаите с или без предварително извършване на PCA върху многоканалния ЕКГ. Последната фамилия от изследвани

Табл. 4.7 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията биортогонални върху проекциите на синтетичен ЕКГ, определени чрез PCA

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$
bior1.1	2.34	2.71	2.77	3.70	4.15	3.87	5.31	5.54	4.31
bior1.3	2.32	2.69	2.73	3.68	4.11	3.79	5.28	5.48	4.13
bior1.5	2.31	2.68	2.69	3.66	4.08	3.63	5.26	5.41	3.82
bior2.2	2.37	2.79	2.90	3.83	4.46	4.36	5.73	6.54	5.45
bior2.4	2.37	2.79	2.89	3.83	4.46	4.29	5.73	6.54	5.21
bior2.6	2.36	2.79	2.88	3.82	4.46	4.22	5.73	6.53	5.00
bior2.8	2.36	2.79	2.86	3.82	4.45	4.15	5.72	6.51	4.82
bior3.1	2.34	2.62	2.62	3.76	4.21	3.82	5.63	6.27	4.58
bior3.3	2.36	2.74	2.79	3.80	4.39	4.08	5.68	6.47	4.79
bior3.5	2.36	2.76	2.80	3.80	4.41	4.07	5.68	6.49	4.72
bior3.7	2.36	2.76	2.80	3.81	4.42	4.01	5.69	6.50	4.58
bior3.9	2.36	2.77	2.78	3.81	4.42	3.94	5.69	6.49	4.41
bior4.4	2.37	2.79	2.85	3.82	4.46	4.08	5.68	6.49	4.62
bior5.5	2.37	2.78	2.75	3.80	4.42	3.70	5.64	6.41	3.86
bior6.8	2.36	2.78	2.80	3.80	4.43	3.87	5.65	6.43	4.18

уейвлет функции е групата на реверсните биортогонални. Съответните резултати са показани в Табл. 4.9 и Табл. 4.10. Най-високи резултати за $\overline{QS'}$ се получават за rbio1.3 при 3 нива на декомпозиция.

Споменатите изследвания са извършени при $p_{PCA} = 0.998$ и $p_{DWT} = 1$. Стойностите за $\overline{QS'}$ при използване на DWT базисите от фамилията Fejér-Korovkin, както и типа Discrete Meyer, не са дадени, но резултатите са съществено по-лоши в сравнение с другите типове уейвлет преобразувания.

От вече селектираните DWT базиси (db3, coif2, sym4, bior2.2, bior2.4 и rbio1.3 при $L = 3$), най-високите стойности за $\overline{QS'}$ се постигат при bior2.2, bior2.4. Ако се отчете и изчислителната сложност, то bior2.2 при $L = 3$ може да се приеме като най-подходящият избор, защото редът на филтрите за извършване на декомпозицията е нисък. Освен за честота на дискретизация $f_s = 250 \text{ Hz}$, експерименти, аналогични на описаните, са извършени и за $f_s = 500 \text{ Hz}$. Резултатите от тях отново показват, че най-висока потенциална ефективност от компресията може да се очаква при bior2.2, но нивата на декомпозиция трябва да бъдат увеличени

Табл. 4.8 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията биортогонални директно върху синтетичен ЕКГ

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$	$\overline{QS'}$
bior1.1	2.85	3.29	3.35	5.46	6.05	5.66	10.03	10.38	8.08
bior1.3	2.83	3.26	3.30	5.41	6.02	5.58	9.95	10.35	7.90
bior1.5	2.82	3.25	3.25	5.40	5.99	5.34	9.91	10.20	7.20
bior2.2	2.93	3.43	3.55	5.68	6.62	6.41	11.03	12.59	10.21
bior2.4	2.92	3.44	3.54	5.67	6.62	6.32	11.01	12.59	9.82
bior2.6	2.92	3.43	3.52	5.67	6.62	6.23	11.00	12.55	9.42
bior2.8	2.92	3.43	3.50	5.66	6.61	6.12	10.99	12.50	9.03
bior3.1	2.90	3.23	3.20	5.62	6.25	5.64	10.81	11.87	8.63
bior3.3	2.93	3.38	3.41	5.67	6.53	6.03	10.92	12.41	9.07
bior3.5	2.93	3.40	3.44	5.68	6.58	6.02	10.93	12.48	8.84
bior3.7	2.93	3.41	3.43	5.68	6.59	5.92	10.94	12.48	8.64
bior3.9	2.93	3.41	3.41	5.68	6.59	5.80	10.94	12.46	8.30
bior4.4	2.94	3.44	3.49	5.69	6.62	5.98	10.95	12.52	8.57
bior5.5	2.93	3.42	3.36	5.66	6.56	5.39	10.85	12.31	7.02
bior6.8	2.93	3.43	3.42	5.67	6.57	5.65	10.87	12.32	7.71

на 4. Модифицирането на DWT коефициентите спрямо праг е силно нелинейна операция по отношение на CR и PRD ($PRDN$), следователно показаните резултати и направените изводи са валидни при стойности на коефициента p_{DWT} , близки до 1. Във всички случаи се установява, че ако даден DWT базис води до най-висока потенциална ефективност от компресията при прилагане върху проекциите на сигнала, определени чрез PCA, то същото е валидно и при прилагане на преобразуването директно върху сигнала. Трябва да се отчете обаче, че стойността на $\overline{QS'}$ в първия случай е приблизително двойно по-ниска. Този резултат не е неочакван, защото само първата и втората проекция на сигнала, определени чрез PCA, в сравнително силна степен наподобяват характеристиките на типичния ЕКГ.

Освен със синтетичен ЕКГ с добавени мускулни артефакти, подобни на описаните по-горе експерименти, са извършени и със сравнително ограничен набор от реални ЕКГ записи (100 броя). Те са взети от базите данни STAFF III Database [120] и РТВ-XL [121], [59]. В този случай не са добавяни мускулни артефакти и съответно PRD е определян спрямо оригиналния сигнал. Стойността на $\overline{QS'}$ се явява осреднен резултат на

Табл. 4.9 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията реверсни биортогонални върху проекциите на синтетичен ЕКГ, определени чрез PCA

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'
rbio1.1	2.34	2.71	2.77	3.70	4.15	3.87	5.31	5.54	4.31
rbio1.3	2.37	2.78	2.83	3.83	4.43	4.02	5.71	6.43	4.55
rbio1.5	2.37	2.78	2.76	3.81	4.42	3.76	5.68	6.42	4.01
rbio2.2	2.33	2.69	2.53	3.75	4.12	3.09	5.56	5.53	3.03
rbio2.4	2.36	2.78	2.62	3.81	4.34	3.34	5.67	6.15	3.29
rbio2.6	2.36	2.76	2.59	3.80	4.36	3.22	5.64	6.20	3.10
rbio2.8	2.36	2.75	2.55	3.79	4.33	3.08	5.62	6.15	2.93
rbio3.1	1.88	1.42	0.75	2.59	1.44	0.68	2.89	1.24	0.55
rbio3.3	2.30	2.55	1.94	3.69	3.69	1.99	5.47	4.34	1.71
rbio3.5	2.34	2.68	2.17	3.76	4.09	2.32	5.60	5.32	2.04
rbio3.7	2.34	2.70	2.17	3.76	4.16	2.27	5.59	5.54	1.99
rbio3.9	2.34	2.70	2.12	3.76	4.14	2.21	5.58	5.51	1.90
rbio4.4	2.36	2.77	2.74	3.81	4.38	3.73	5.68	6.26	3.95
rbio5.5	2.36	2.77	2.80	3.82	4.41	3.94	5.69	6.36	4.37
rbio6.8	2.36	2.77	2.69	3.80	4.37	3.49	5.64	6.25	3.52

QS' по отношение на отделните отвеждания за всеки един запис. Резултатите не са показани, но те потвърждават, че най-подходящият DWT базис е bior2.2, с нива на декомпозиция $L = 3$ за $f_s = 250 \text{ Hz}$. При изследванията с реални ЕКГ е направен подбор на използваните записи така, че около 30 % от тях да са отражение на някои патологични състояния като хипертрофия и инфаркт на миокарда, което увеличава достоверността на правилния подбор на DWT базиса.

Направените изследвания по отношение на избора на подходящия DWT базис са изцяло дело на автора. Подобен подход може да се види в контекста на редуциране на шумовете в ЕКГ [122], но изследванията в публикацията са извършени само върху едно кардиографско отвеждане и то при много по-ограничен набор от възможни DWT декомпозиции.

Напълно е възможно да бъде конструиран нов уейвлет, който да бъде по-добре адаптиран за целите на ЕКГ компресията. С цел да се осигури необходимата гъвкавост на алгоритъма, в заглавната част на компресирания фрагмент е предвидено да се кодира типът на използвания DWT базис.

Табл. 4.10 Потенциална ефективност на компресията, оценена чрез прилагане на DWT от фамилията реверсни биортогонални директно върху синтетичен ЕКГ

Уейвлет	$SNR_{MA} = 6 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 9 \text{ dB}$			$SNR_{MA} = 12 \text{ dB}$		
	L			L			L		
	2	3	4	2	3	4	2	3	4
	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'	QS'
rbio1.1	2.85	3.29	3.35	5.46	6.05	5.66	10.03	10.38	8.08
rbio1.3	2.93	3.43	3.44	5.68	6.57	5.86	10.99	12.32	8.27
rbio1.5	2.96	3.42	3.37	5.67	6.55	5.49	10.93	12.28	7.28
rbio2.2	2.86	3.27	3.03	5.53	6.05	4.46	10.52	10.43	5.53
rbio2.4	2.91	3.37	3.17	5.64	6.39	4.78	10.88	11.67	5.97
rbio2.6	2.92	3.38	3.14	5.64	6.43	4.61	10.83	11.80	5.58
rbio2.8	2.92	3.37	3.08	5.62	6.37	4.44	10.78	11.65	5.25
rbio3.1	2.22	1.65	0.84	3.59	2.08	0.93	5.17	2.31	0.94
rbio3.3	2.81	3.09	2.29	5.43	5.40	2.78	10.31	8.24	3.02
rbio3.5	2.86	3.24	2.60	5.55	6.00	3.32	10.69	10.05	3.69
rbio3.7	2.87	3.26	2.61	5.56	6.08	3.31	10.66	10.36	3.66
rbio3.9	2.88	3.27	2.57	5.55	6.05	3.24	10.61	10.28	3.51
rbio4.4	2.91	3.39	3.33	5.65	6.45	5.47	10.90	11.90	7.36
rbio5.5	2.92	3.41	3.42	5.66	6.49	5.79	10.93	12.00	8.18
rbio6.8	2.92	3.39	3.28	5.64	6.43	5.10	10.82	11.83	6.46

4.3 Някои детайли на алгоритъма

Продължителността на фрагментите на ЕКГ трябва да се дели точно на 2^L , защото е реализиран вариантът, при който DWT генерира възможно най-малък брой коефициенти, а именно, колкото е броят на отчетите на сигнала (броят на апроксимиращите коефициенти винаги намалява двукратно във всяко ниво на декомпозиция). Това се постига чрез периодично разширяване на сигнала преди преобразуването. Ако продължителността на фрагмента не се дели точно на 2^L , то DWT не се извършва. Такава ситуация може да възникне само при компресията на последния фрагмент от сигнала.

Осигурена е пълна съвместимост между подобрения вариант на алгоритъма и първоначалната му версия, описана в предходната глава на монографията. В полето TFT в заглавната част на компресирания фрагмент (виж Глава 3) се кодира използваният тип DWT преобразуване, а именно към $TFT = 2$ се добавя кодът на съответния уейвлет. Поредните числа, започвайки от 0, кодират уейвлет типовете db1, db2, ... db45, coif1, coif2, ... coif5, sym2, sym3, ... sym30, fk4, fk6, fk8, fk14, fk18, fk22,

bior1.1, bior1.3, bior1.5, bior2.2, bior2.4, bior2.6, bior2.8, bior3.1, bior3.3, bior3.5, bior3.7, bior3.9, bior4.4, bior5.5, bior6.8, rbio1.1, rbio1.3, rbio1.5, rbio2.2, rbio2.4, rbio2.6, rbio2.8, rbio3.1, rbio3.3, rbio3.5, rbio3.7, rbio3.9, rbio4.4, rbio5.5, rbio6.8. Полето *TFP* в заглавната част на компресирания фрагмент (виж Глава 3) указва броя на нивата на декомпозиция L . Очевидно е, че с цената на минимално повишаване на информационния излишък е осигурена възможност алгоритъмът да функционира с почти всички DWT базици.

4.4 Софтуерна реализация

Описаният алгоритъм, както и първоначалната му версия, са реализирани в библиотека, написана на C++. Същата е оптимизирана за 32-битови платформи. С цел повишаване на бързодействието, стандартната библиотека с шаблони (Standard Template Library, STL) почти не се използва. По същата причина, преоразмеряването на масивите в процеса на работа е напълно избегнато.

4.5 Обобщение и анализ

Предложено е усъвършенстване на алгоритъма за компресия на многоканални ЕКГ чрез замяна на DCT с DWT. Направена е обосновка за стойността на прага, спрямо който се нулират DWT коефициентите. По емпиричен път чрез синтетичен ЕКГ с насложени мускулни артефакти е определен най-подходящият DWT базис, а именно bior2.2 с 3 нива на декомпозиция при честота на дискретизация $f_s = 250$ Hz. Установено е, че споменатият базис е подходящ както за прилагане върху PCA проекциите на многоканалния ЕКГ, така и директно върху сигнала. Резултатът е подкрепен чрез извършване на изследвания и върху реални ЕКГ сигнали.

В останалата част на монографията ще се използва абривиатурата PCA-DWT за предложената в главата усъвършенствана версия на алгоритъма за ЕКГ компресия.

Глава 5

Експериментални изследвания

В главата са описани извършените експериментални изследвания и получените от тях резултати, касаещи предложените алгоритми за компресия на многоканални ЕКГ сигнали. Изследванията са направени по отношение на възприетите критерии за оценка на ефективността на методите и алгоритмите за компресия, които са систематизирани в началото на Глава 2. Оценено е и бързодействието на предложените алгоритми за конкретна хардуерна платформа. Извършено е сравнение на създадените от автора алгоритми с такива, които са дело на други изследователи.

5.1 ЕКГ сигнали, ползвани за валидиране и оценка на ефективността на предложените алгоритми

За валидиране и оценка на ефективността на предложените алгоритми за ЕКГ компресия е ползвана базата от данни РТВ-XL [121], [59]. Тя съдържа записи на многоканални ЕКГ, снети съгласно 12-каналната система. Честотата на дискретизация на сигналите е $f_s = 500$ Hz, но тя е понижена на 250 Hz, защото последната е най-типичната както за диагностични цели, така и за мониторинг. Продължителността на един запис е около 10 s, а общият им брой е 21 837. Снети са от 18 885 субекта, като 52 % са мъже, а 48 % са жени. Възрастта на пациентите е от 0 до 95 години. Освен значителния брой ЕКГ, които са определени от квалифицирани лица като нормални, повече от половината записи са отражение на множество различни видове патологични състояния. Състоянията са обединени в 5 диагностични групи като изследванията на ефективността

на алгоритмите са извършени както за всяка група поотделно, така и в съвкупност. Тези групи са: нормална ЕКГ; инфаркт на миокарда; изменения в ST сегмента или T вълната (ST-T промени); проводни нарушения; различни видове хипертрофии. Една малка част от записите са снети при проблеми с контакта между електродите и кожата на пациента или са съпътствани от сравнително интензивно влияние на смущения. Тези записи са изключени при провеждането на експериментите. Записите, съдържащи дрейф на нулевата линия, не се изключват, защото предложените алгоритми не се влияят в значителна степен от това въздействие. Малък брой записи са снети от пациенти с поставен пейсмейкър. Тези ЕКГ също са изключени при експериментирането. В Табл. 5.1 са дадени диагностичните групи, техните абривиатури и броят записи във всяка група, които не са значително повлияни от смущения (с изключение на дрейфа на нулевата линия) и не са съпътствани от проблеми с електродите. Трябва да се уточни, че 141 броя записи присъстват в различни

Табл. 5.1 Диагностични групи в базата от данни РТВ-XL

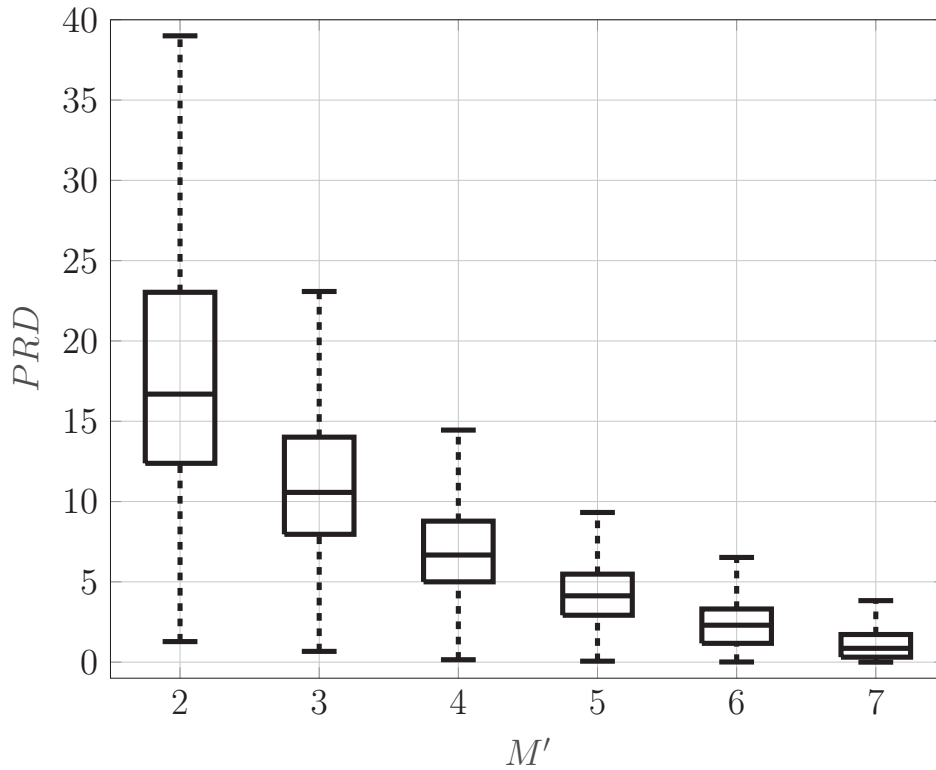
Диагностична група	Абривиатура	Брой използвани записи
Нормална ЕКГ	NORM	8075
Инфаркт на миокарда	MI	4354
ST-T промени	STTC	4285
Проводни нарушения	CD	4068
Хипертрофия	HYP	2250

групи, защото за тях са налице две или повече патологични състояния. Общият брой на всички използвани записи в проведените експерименти е 18 054.

5.2 Влияние на броя на главните компоненти върху степента на различие между оригиналния и възстановения сигнал

Предложените алгоритми използват PCA за редуциране на размерността на отвежданията. Броят на главните компоненти по принцип не е фиксиран, а се определя от това каква част от енергията да се запази при преобразуването. Очевидно е, че се налага определяне на всичките главни компоненти, независимо от това, че реално ще се ползва сравнително малък брой от тях. Полезно е да се изследва как влияе този брой върху

PRD или $PRDN$, вследствие на което може да се определи една фиксирана стойност като алтернатива на променливия брой. Това би дало допълнителна гъвкавост на алгоритмите и би намалило изчислителната им сложност. На Фиг. 5.1 са показани резултатите от такова изследване чрез диаграми тип „кутия“. Изследването е направено при елиминирание



Фиг. 5.1 Зависимост на процентната средноквадратична разлика от броя на главните компоненти

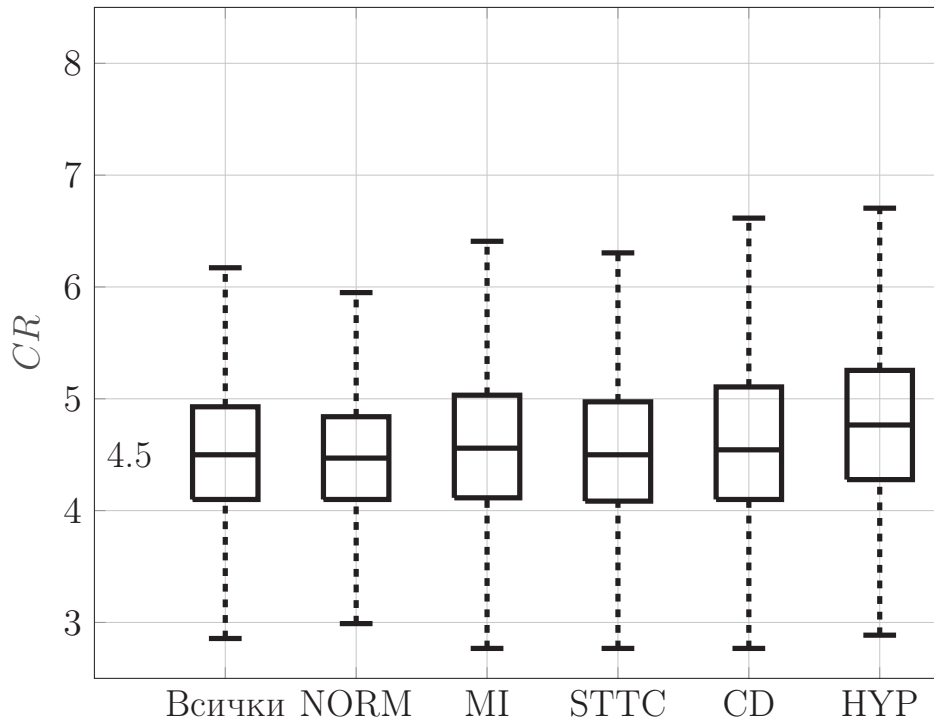
на втория етап от компресията (DCT или DWT) и са взети сигналите от всички диагностични групи в базата от данни РТВ-ХЛ. Вижда се, че при брой на главните компоненти $M' = 4$, в над 50% от случаите се получава стойност на PRD под 9%. Ако е необходимо да се гарантира такава допустима стойност за практически всички случаи, то броят на главните компоненти би трябвало да се фиксира на 5.

5.3 Ефективност на алгоритмите

Ефективността на алгоритмите е оценена с помощта на резултатите от статистически анализ върху степента на компресия CR , процентната средноквадратична разлика PRD и осреднената качествена оценка \overline{QS} , която се изчислява съгласно:

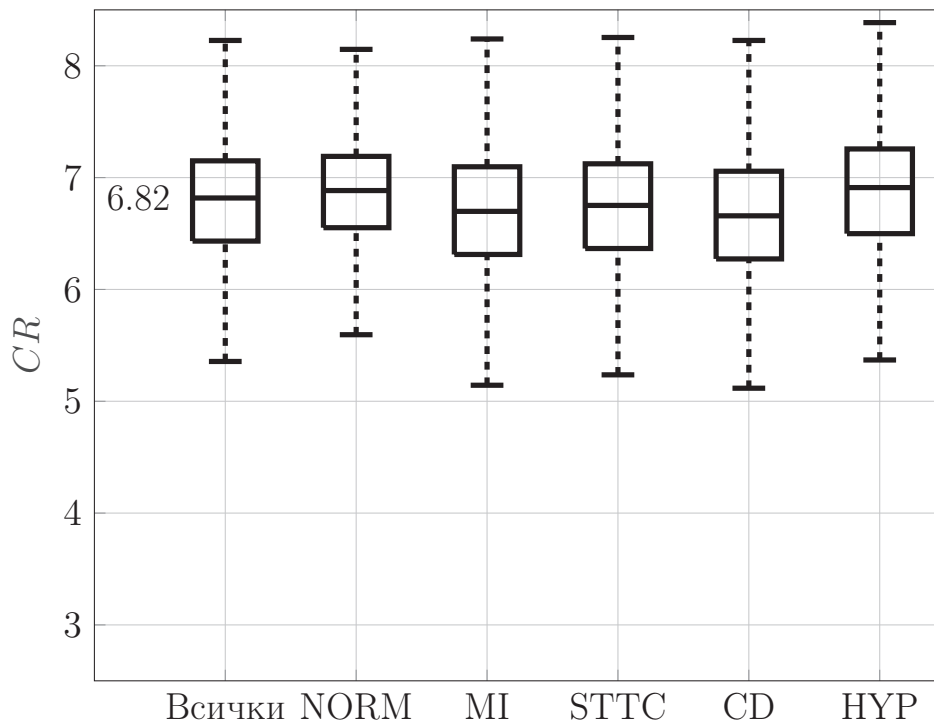
$$\overline{QS} = \frac{CR}{PRD}, \quad (5.1)$$

където \overline{PRD} е осреднената стойност на PRD за един ЕКГ запис по отношение на отделните отвеждания. Степента на компресия CR и осреднената качествена оценка \overline{QS} са взети за всеки отделен запис, след което са определени медианата, първи и трети кватил, минималната и максималната стойност при елиминиране на несъгласуваните наблюдения (англ. outliers). Статистическият анализ на процентната средноквадратична разлика е извършен по отношение на PRD за всяко едно отвеждане на всеки един ЕКГ запис. Анализите са направени както за всяка диагностична група поотделно, така и съвкупно за всички ползвани записи от базата от данни РТВ-ХL. Оценен е предложеният алгоритъм PCA-DCT, както и усъвършенстваната версия PCA-DWT. Извършена е и съпоставка на получените резултати. На Фиг. 5.2 и Фиг. 5.3 са показани диаграми тип „кутия“ на степента на компресия CR , съответно за алгоритмите PCA-DCT и PCA-DWT. Медианата на CR за алгоритъма

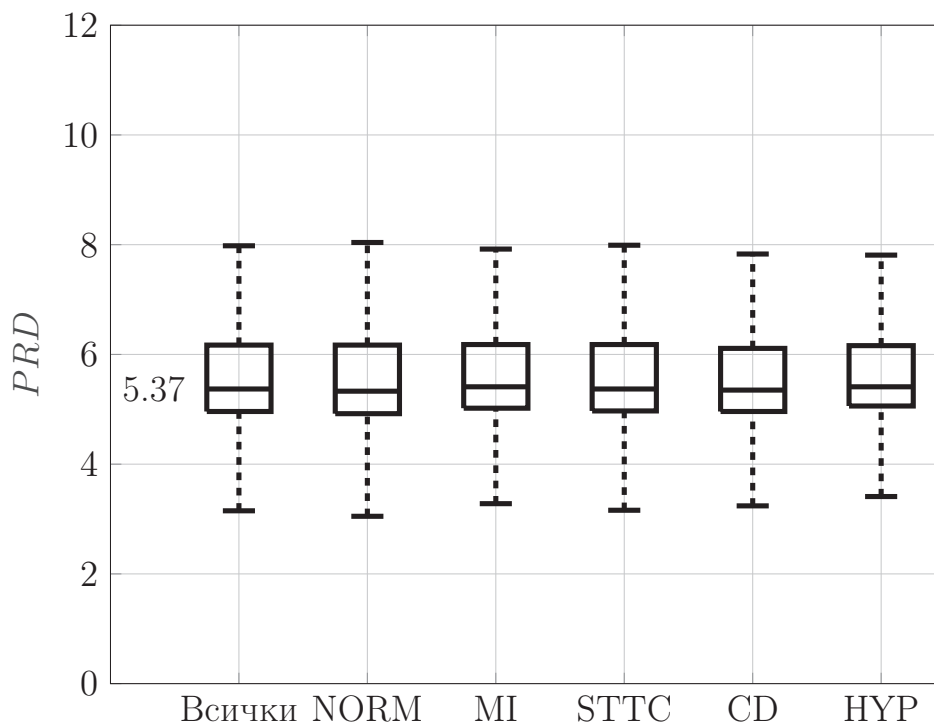


Фиг. 5.2 Степен на компресия при алгоритъма PCA-DCT

PCA-DCT е 4.50. Тази стойност е определена при ползване на всички ЕКГ записи. Съответната стойност за алгоритъма PCA-DWT е очаквано по-висока, а именно 6.82. И при двата алгоритъма се установява сравнително незначителна промяна в статистическите резултати за CR при различните диагностични групи. На Фиг. 5.4 и Фиг. 5.5 са показани диаграмите тип „кутия“, онагледяващи статистиката на процентната средноквадратична разлика PRD за двата предложени алгоритъма. Трябва да се направи уточнението, че параметърът p_{DCT} е настроен в

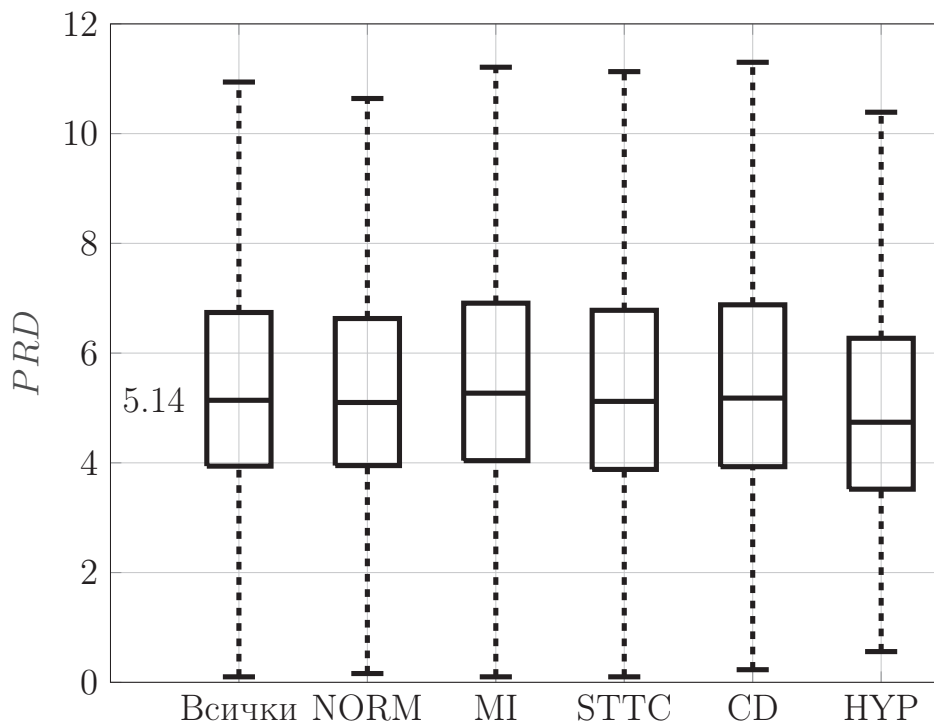


Фиг. 5.3 Степен на компресия при алгоритъма PCA-DWT



Фиг. 5.4 Процентна средноквадратична разлика при алгоритъма PCA-DCT

сравнително тесни граници, така че медианите на PRD за двата алгоритъма да бъдат приблизително идентични с цел по-коректна съпоставка, защото зависимостта между CR и PRD е нелинейна. Това е характерно за практически всички разработени алгоритми за ЕКГ компресия. При

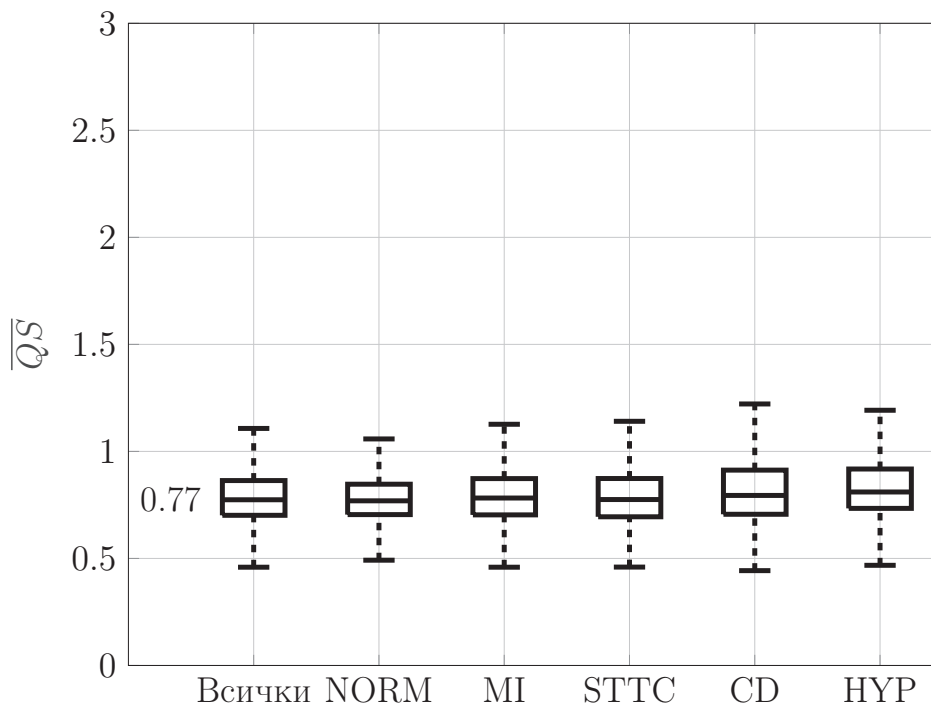


Фиг. 5.5 Процентна средноквадратична разлика при алгоритъма PCA-DWT

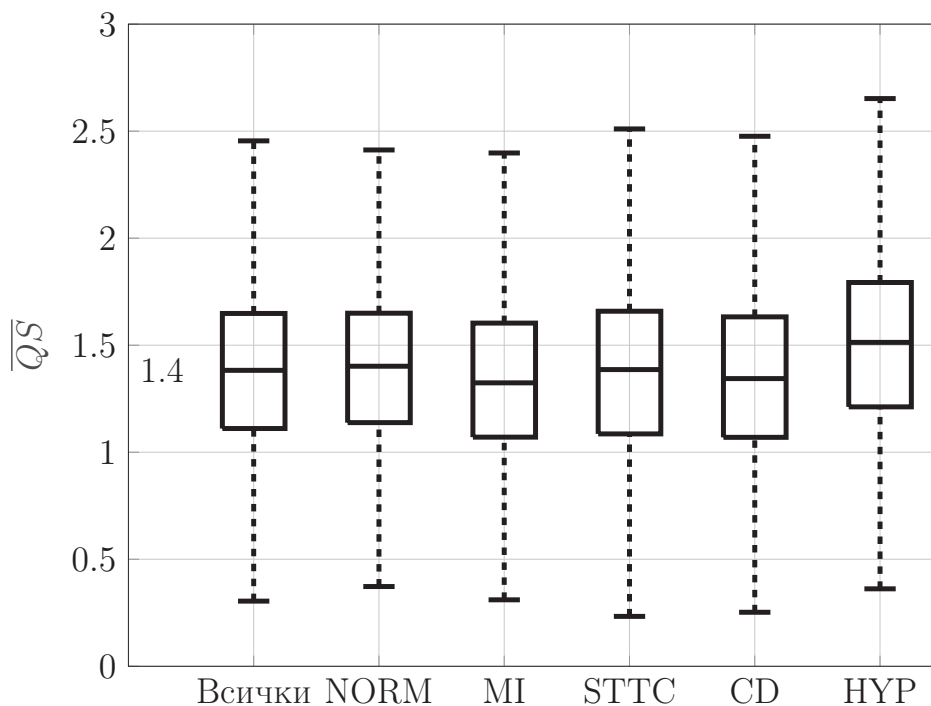
използване на всички избрани записи, медианата на PRD за алгоритъма PCA-DCT е 5.37%. Съответната стойност за алгоритъма PCA-DWT е 5.14%. Дисперсията на PRD при компресия чрез алгоритъма PCA-DCT е значително по-малка от тази при PCA-DWT, защото критерият за нулиране на коефициентите в усъвършенствания вариант е свързан единствено с оценката на средноквадратичното отклонение на насложените шумове. Третите кватили на PRD са значително под стойността от 9%, която не бива да се надвишава при възстановяването на компресираните ЕКГ сигнали. И при двата алгоритъма различните видове патологични състояния нямат съществено влияние върху стойностите на PRD .

Използването на $PRDN$ за оценка на степента на различие между оригиналния ЕКГ и възстановения след компресията се счита за по-коректно в сравнение с PRD , особено в случаите когато компресията повлиява постоянната съставка или много бавните изменения в сигнала. Предложените алгоритми практически не въздействат на тези компоненти, следователно PRD е достатъчно точна интегрална оценка за качеството на възстановения сигнал.

На Фиг. 5.6 и Фиг. 5.7 са показани статистическите резултати на качествените оценки \overline{QS} за двата алгоритъма. Определената за всички ползвани ЕКГ записи медиана на \overline{QS} при алгоритъма PCA-DCT е 0.77. Съответната стойност при алгоритъма PCA-DWT е почти двойно по-



Фиг. 5.6 Качествена оценка на алгоритъма PCA-DCT



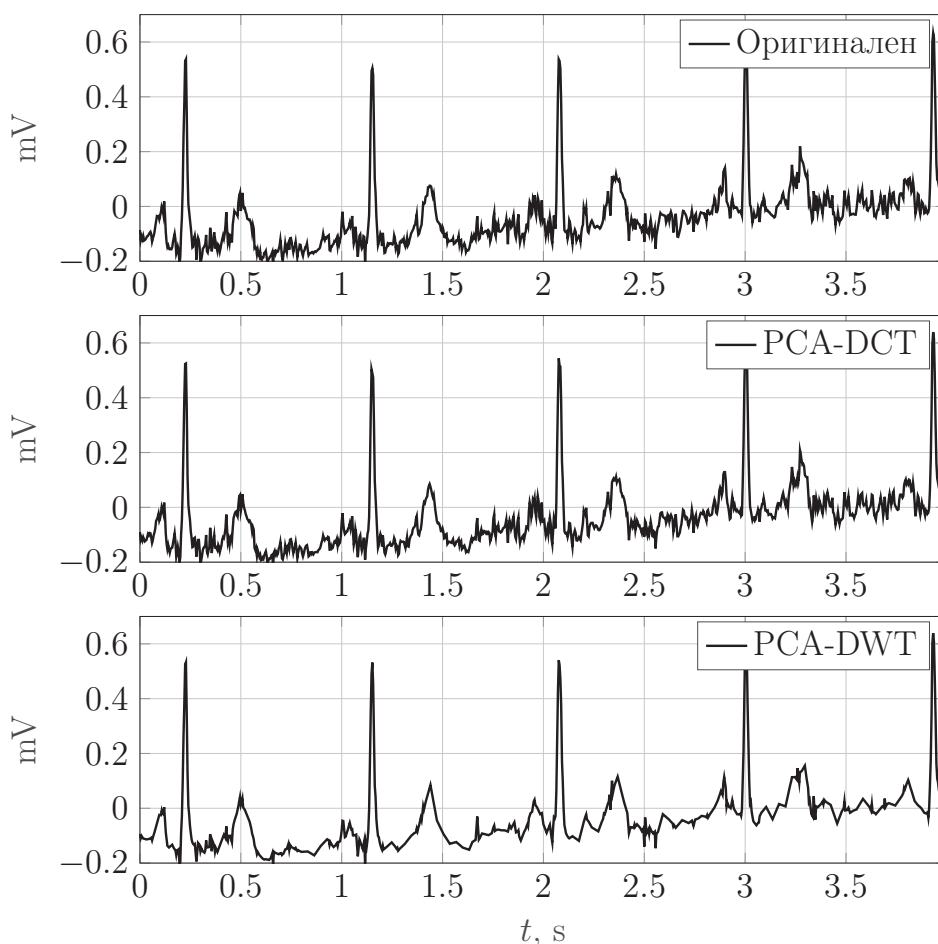
Фиг. 5.7 Качествена оценка на алгоритъма PCA-DWT

висока, а именно 1.4.

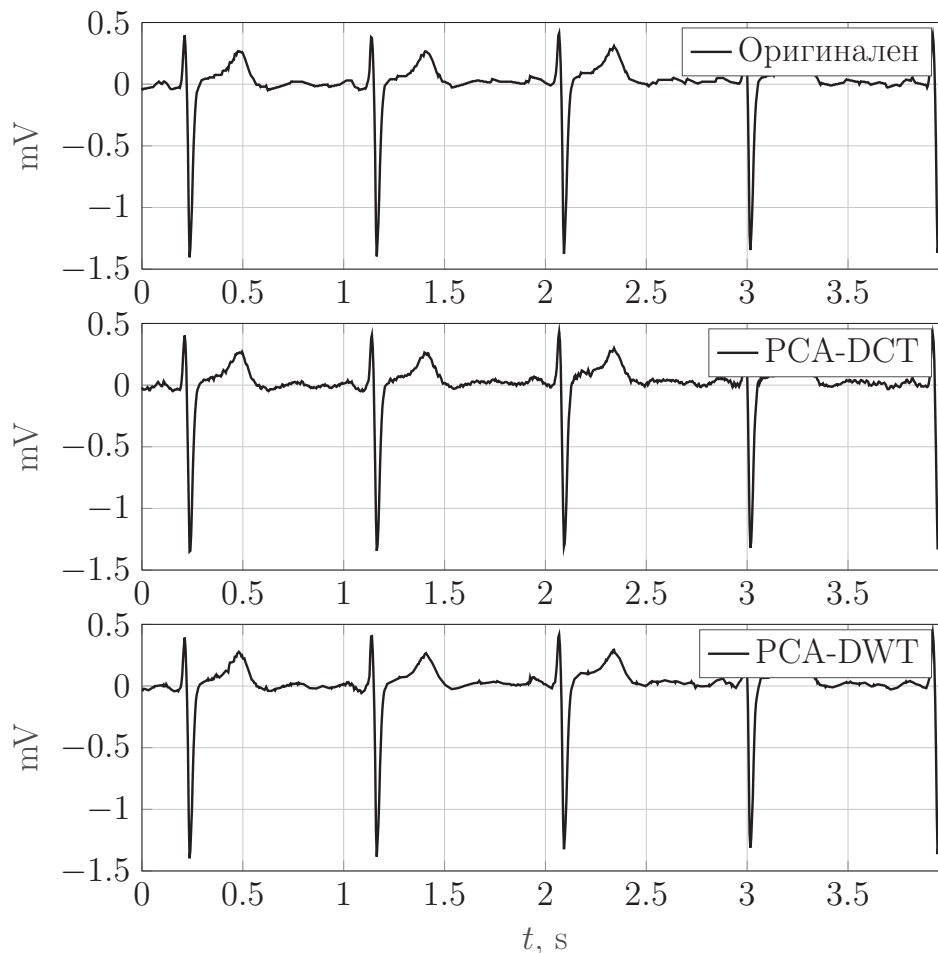
Експерименталните изследвания са извършени при стойности на параметрите в алгоритмите, както следва: $p_{PCA} = 0.9985$; $p_{DCT} = 0.997$; $p_{DWT} = 1$. Използваният уейвлет базис в алгоритъма PCA-DWT е bior2.2 с 3 нива на декомпозиция съгласно резултатите, получени в предходната

глава. Целевата грешка в NIPALS алгоритъма за определяне на главните компоненти е 0.001. Максималният брой на итерациите в NIPALS е установен на 200 за всички главни компоненти. При тези настройки, броят на фрагментите с извършен върху тях PCA е 99.1 % от общия брой фрагменти за всички ползвани записи от базата от данни. В останалите случаи или NIPALS не е достигнал целевата грешка или PCA не е извършван поради това, че продължителността на фрагмента е прекалено къса. При направените експерименти, това са последните фрагменти от ЕКГ записите. Нормалната продължителност на един фрагмент е установена на 256 отчета (1.024 s при честота на дискретизация $f_s = 250$ Hz).

На Фиг. 5.8 е направена съпоставка между оригинален ЕКГ от отвеждане I на запис 00001 от базата данни РТВ-XL и възстановените версии след компресия с двата предложени алгоритъма. Подобна съпоставка е направена и за отвеждане V_2 на същия многоканален ЕКГ запис (Фиг. 5.9). В първия подбран пример са налице сравнително интензивни



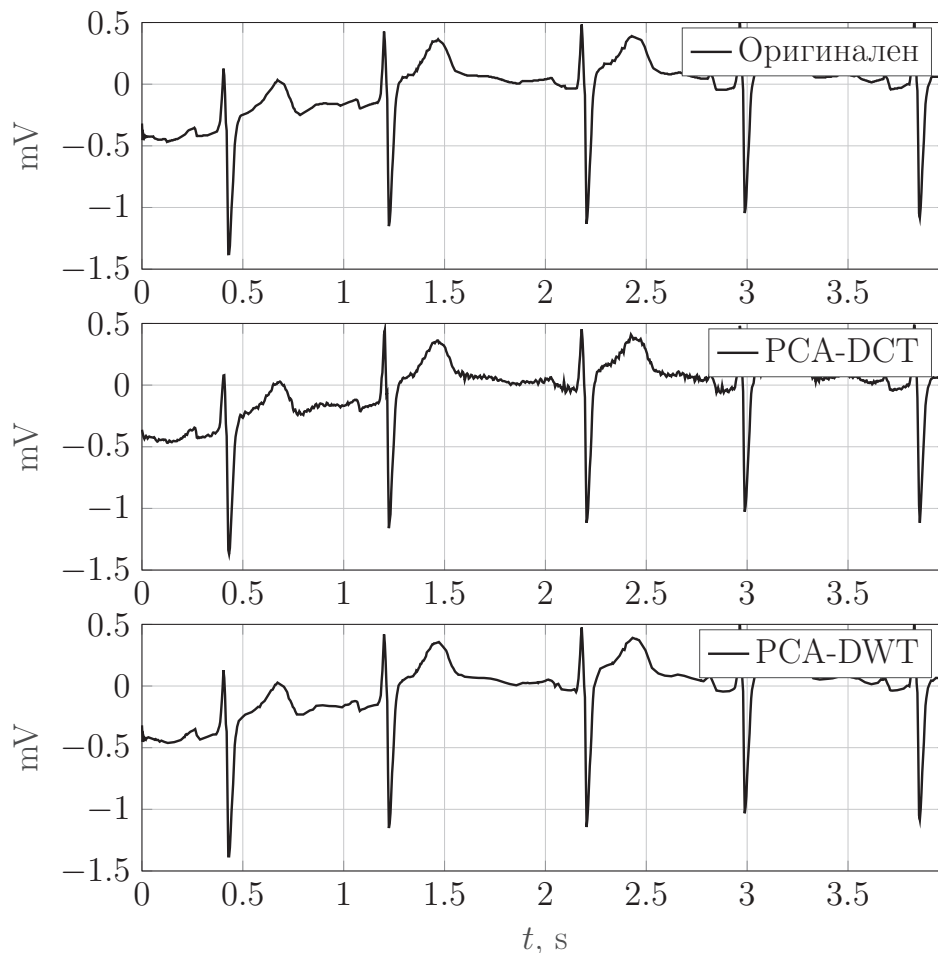
Фиг. 5.8 Фрагмент от отвеждане I на ЕКГ запис 00001 от базата данни РТВ-XL (диагностична група NORM) и възстановените версии след компресия с алгоритмите PCA-DCT и PCA-DWT



Фиг. 5.9 Фрагмент от отвеждане V_2 на ЕКГ запис 00001 от базата данни РТВ-ХЛ (диагностична група NORM) и възстановените версии след компресия с алгоритмите PCA-DCT и PCA-DWT

смущения от движението на електродите, активност на скелетната мускулатура и дрейф на нулевата линия. Във втория пример, в оригиналния сигнал на практика липсват нежелани въздействия. Алгоритъмът PCA-DWT редуцира смущенията, но запазва важната информация от диагностична гледна точка. От втория пример се вижда, че и двата алгоритъма осигуряват възстановяване, достатъчно близко до оригинала, като PCA-DCT внася слаби осцилации във възстановения сигнал, които не влияят значително върху формата, амплитудата и продължителността на вълните, комплексите и сегментите.

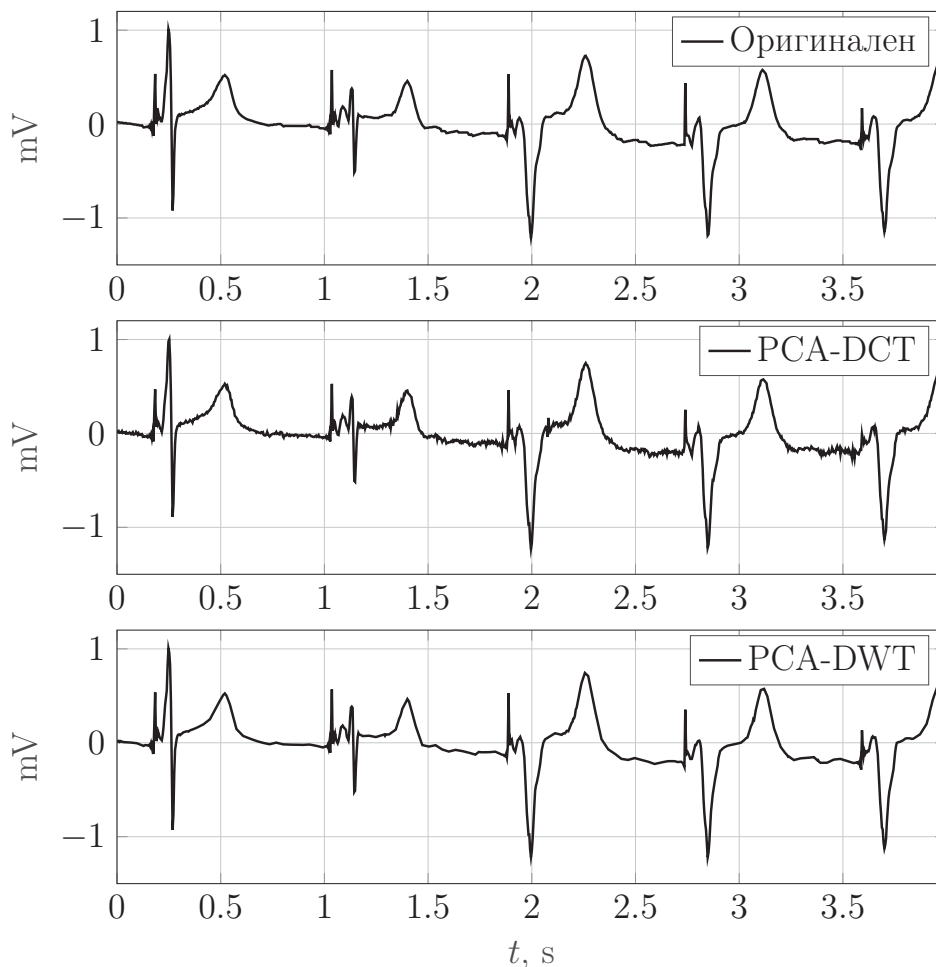
Показаните примери са от ЕКГ запис, който е отражение на нормална сърдечна дейност (NORM). По-интересни са случаите, когато са налице патологични състояния, при които важната диагностична информация трябва да бъде запазена в максимална степен. Такъв пример е илюстриран на Фиг. 5.10, където се вижда елевация в ST сегмента. Пациентът е диагностициран с инфаркт на миокарда (MI). Записът в съответствие и с



Фиг. 5.10 Фрагмент от отвеждане V_2 на ЕКГ запис 00050 от базата данни РТВ-XL (диагностична група MI) и възстановените версии след компресия с алгоритмите PCA-DCT и PCA-DWT

дрейф на нулевата линия, който затруднява диагностиката на този тип състояние. Вижда се, че степента на елевация остава практически непроменена при прилагане и на двете версии на алгоритъма за компресия.

Въпреки че ЕКГ записите, снети от пациенти с поставен пейсмейкър, не са включени в изследването на ефективността на алгоритмите, извършен е експеримент с един такъв запис (номер 00143 от базата данни РТВ-XL) с цел да се установи, какво е влиянието на алгоритмите за компресия върху амплитудата на импулсите, които уредът генерира за поддържане на сърдечния ритъм. Трябва да се има предвид обаче, че $f_s = 250 \text{ Hz}$ е твърде ниска честота на дискретизация за ясно визуализиране на тези импулси. Настройките на алгоритмите са както е описано по-горе в секцията. Резултатите от възстановяването на сигнала от отвеждане V_2 при двете версии на алгоритъма са показани на Фиг. 5.11. Както може да се очаква, алгоритъмът PCA-DWT до голяма степен запазва амплитудата на импулсите, докато при PCA-DCT има ясна тенденция за подтискане

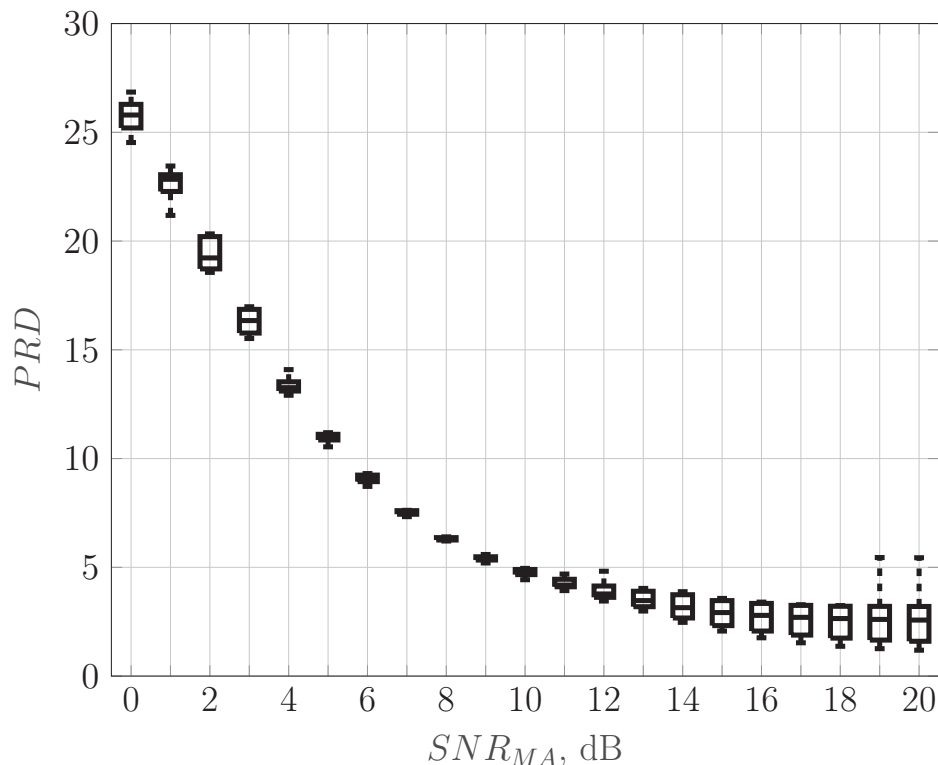


Фиг. 5.11 Фрагмент от отвеждане V_2 на ЕКГ запис 00143 от базата данни РТВ-ХЛ (поставен пейсмейкър) и възстановените версии след компресия с алгоритмите PCA-DCT и PCA-DWT

(последните два кардиоцикъла на показания фрагмент). За този ЕКГ запис, алгоритъмът PCA-DWT осигурява степен на компресия $CR = 4.7$ при осреднена по отношение на отвежданията стойност на PRD , равна на 4.3%. Стойностите при прилагане на алгоритъма PCA-DCT са съответно 2.4 и 5.7%.

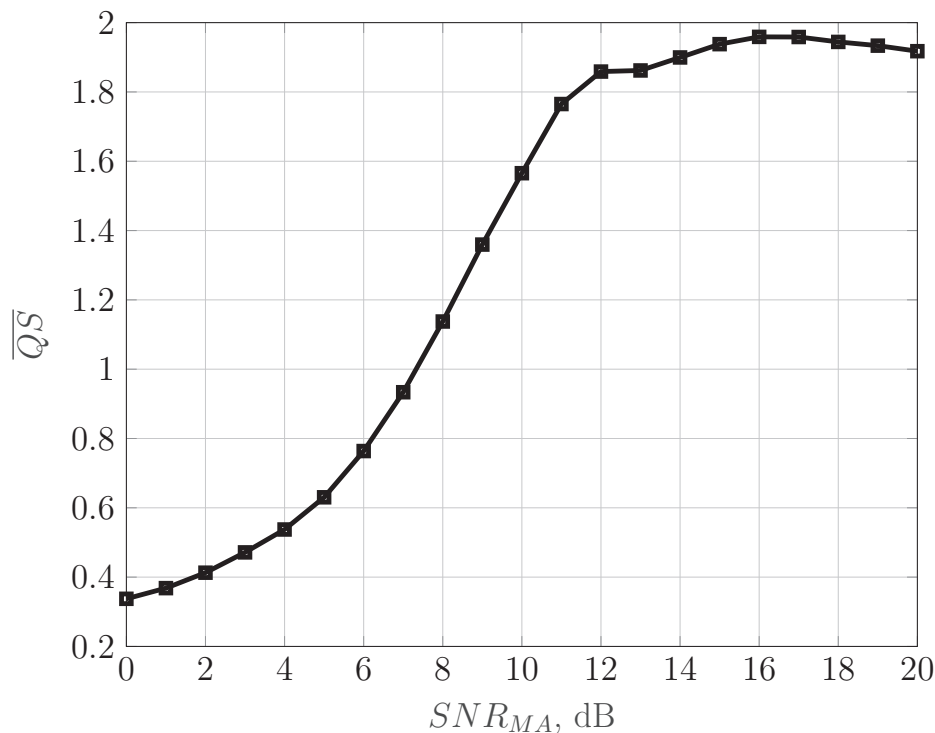
Алгоритъмът PCA-DWT има свойството да редуцира шумовете в ЕКГ, но при направените експериментални изследвания PRD е изчислен спрямо сигнали, в които нежеланите въздействия присъстват в някаква степен. Това обяснява и варирането на PRD в сравнително широки граници (Фиг. 5.5). Въпреки че от базата данни са използвани само тези записи, в които няма значително присъствие на артефакти, уместно е да се направи допълнително изследване чрез синтетичен ЕКГ, който да бъде референтен при определяне на PRD , като към него да бъдат добавяни нежелани въздействия с определено отношение сигнал-шум. Синтетичният многоканален ЕКГ е генериран с помощта на програмния

продукт ECGSIM [118] по начин, идентичен на описания в предходната глава на монографията. Симулирана е нормална сърдечна дейност с пулсова честота от нормално разпределение със средна стойност от 70 удара в минута и средноквадратично отклонение 20 удара в минута. Броят на отчетите е 127 232, което е еквивалентно на около 509 s при честота на дискретизация $f_s = 250$ Hz. Към синтетичния ЕКГ са добавени изкуствено генерирани мускулни артефакти от AR модел с ред $p = 7$ при отношения сигнал-шум SNR_{MA} от 0 до 20 dB със стъпка 1 dB. На Фиг. 5.12 са показани статистическите характеристики на PRD , в зависимост от SNR_{MA} . При $SNR_{MA} \geq 6$ dB стойностите на PRD са под нивото от



Фиг. 5.12 Процентна средноквадратична разлика при алгоритъма PCA-DWT, определена спрямо синтетичен ЕКГ с добавени мускулни артефакти с различни стойности на отношението сигнал-шум

9%, което е прието като максимално допустимо. На Фиг. 5.13 е показана зависимостта на осреднената по отделните отвеждания качествена оценка \overline{QS} в зависимост от SNR_{MA} . Вижда се, че при $SNR_{MA} \geq 12$ dB, стойността на \overline{QS} се променя сравнително малко и е близка до 2. Този резултат показва, че качествената оценка на алгоритъма PCA-DWT в действителност е по-висока от тази, определена спрямо реалните ЕКГ, още повече, че мускулните артефакти съдържат и нискочестотна част, която остава непроменена при прилагане на схемата за компресия, и която се филтрира при премахване на дрейфа на нулевата линия.



Фиг. 5.13 Качествена оценка на алгоритъма PCA-DWT, определена спрямо синтетичен ЕКГ с добавени мускулни артефакти с различни стойности на отношението сигнал-шум

5.4 Бързодействие на алгоритмите

Бързодействието на даден алгоритъм за компресия не може да бъде разглеждано като абсолютно, защото е от съществено значение за каква архитектура на изчислително устройство се предвижда съответната реализация. Подобна оценка ще има най-голям смисъл при сравняването ѝ с аналогични такива, направени за други методи или алгоритми. Спомнатите оценки почти не съществуват в достъпната литература. Това е така, защото или съответните разработки не са правени с основната цел да бъдат реализирани във вградени системи или авторите са счели тези изследвания за маловажни, поради бурното развитие на технологиите в областта на изчислителната техника. Целта на описаните в раздела експерименти е да докажат възможността за практическа реализация на разработените алгоритми в популярна SoC от среден клас, считано към момента на написването на монографичния труд.

Създаден е прототип на система за ЕКГ регистрация на основата на SoC от типа ESP32-S3. Това е с 32-битова двуядрена архитектура, поддържаща хардуерна акселерация за операции с плаваща запетая и е интегрирана с Wi-Fi и Bluetooth. Усилването и дискретизацията на ЕКГ е реализирано с модул, изграден на основата на ADS1298. Чипът

обединява 8 отделни усилвателя за измерване на биопотенциали с 8 независими 24-битови аналого-цифрови преобразуватели. Алгоритмите за компресия са реализирани в системата и са тествани чрез ЕКГ сигнали от хардуерен симулатор. Включени са всичките 8 канала от ADS1298. Алгоритмите за компресия и драйверите за комуникация с ADS1298 се изпълняват във второто ядро на ESP32-S3. Тактовата честота на ESP32-S3 модула е установена на 240 MHz, която е и максимално възможната за тази SoC. Честотата, с която постъпват отчетите на многоканалния сигнал, е 250 Hz. Данните от ADS1298 се подреждат в ring-pong буфер с дълбочина от 256 отчета за канал, което означава, че за функциониране в реално време, алгоритмите трябва да се изпълнят във времевата рамка от 1.024s и то с достатъчен резерв. Времената за изпълнение на отделните етапи на компресията са измервани с логически анализатор. Получените резултати за алгоритъма PCA-DCT и PCA-DWT са показани съответно в Табл. 5.2 и Табл. 5.3. Основната изчислителна тежест в

Табл. 5.2 Време за изпълнение на основните етапи при реализация на алгоритъма PCA-DCT в SoC от типа ESP32-S3

Етап	Време, ms	% от наличния ресурс
NIPALS PCA	232.4	22.7
DCT	45.1	4.4
Определяне на праговете	19.5	1.9
RLE	9.2	0.9
Други	53.2	5.2
Общо	359.4	35.1

Табл. 5.3 Време за изпълнение на основните етапи при реализация на алгоритъма PCA-DWT в SoC от типа ESP32-S3

Етап	Време, ms	% от наличния ресурс
NIPALS PCA	232.4	22.7
DWT	147.5	14.4
Определяне на праговете	71.7	7.0
RLE	12.3	1.2
Други	60.4	5.9
Общо	524.3	51.2

предложения подход е намаляването на размерността на отвежданията чрез PCA. И в двата алгоритъма една значителна част от изчислителния ресурс е ангажирана с определянето на праговете, спрямо които се нулират част от получените коефициенти от DCT или DWT. Това е така,

защото в тези етапи има сортиране или търсене на медиана чрез алгоритъма *Vinapprox*. *DWT* изисква значително по-голямо изчислително време в сравнение с *DCT*, но то може да бъде намалено. ако цифровата филтрация в декомпозицията се оптимизира за конкретната хардуерна платформа. Написването на съответните функции на асемблер може да намали времето за изпълнение до 3 пъти.

Основният проблем при реализацията на алгоритмите в *SoC* от типа *ESP32-S3* не е изчислителната сложност, а липсата на достатъчно оперативна памет, въпреки че множество от обработките се извършват „на място“. Буферирането на *ЕКГ* сигнал с повече от 256 отчета за канал не е възможно, а при алгоритъма *PCA-DWT* се налага да се извършва динамично заделяне и освобождаване на паметта между отделните етапи на компресията.

Свободният изчислителен ресурс е почти половината от наличния при реализацията на алгоритъма *PCA-DWT* и около две трети при *PCA-DCT* (последен ред на Табл. 5.2 и Табл. 5.3). Тези резултати потвърждават възможността за бъдеща реализация на евтини системи за безжичен *ЕКГ* мониторинг.

5.5 Сравнение с методи и алгоритми, предложени от други автори

За провеждане на сравнителния анализ са подбрани различни съвременни подходи за *ЕКГ* компресия, за които е докладвана висока ефективност в съответните публикации. Направеното сравнение няма претенциите да бъде абсолютно точно, защото методите и алгоритмите са оценявани чрез различни тестови *ЕКГ* сигнали. Нещо повече, експериментите са провеждани при различна честота на дискретизация f_s на оригиналните *ЕКГ*, а това влияе съществено върху получената качествена оценка. В Табл. 5.4 са показани степента на компресия CR , процентната средноквадратична разлика PRD и качествената оценка QS за конкурентните подходи и за предложените в монографията алгоритми (последните два реда от таблицата). В някои от подбраните методи или алгоритми липсва информация за QS в съответната публикация. В тези случаи QS е изчислена съгласно (2.9). За по-коректно сравнение, в таблицата е дадена и честотата на дискретизация f_s на оригиналните сигнали.

Съпоставката показва, че предложението в монографията алгоритъм *PCA-DWT* демонстрира съизмерима ефективност по отношение на QS , в сравнение с подходите *MSVD* и *MPCA*, които се характеризират с много висок потенциал. При сравнението се отчита двойно по-ниската

Табл. 5.4 Сравнение на алгоритмите за ЕКГ компресия с подходи, предложени от други автори

Подход	Без загуби	CR	PRD	QS	f_s , Hz
LP [13]	Да	2.92	–	–	257
DCT [20]	Не	5.1	4.93	1.03	125
1D DWT-LZW [38]	Не	9.3	0.01	930	360
2D DWT-SPIHT [47]	Не	16	19.3	0.83	257
JPEG2000 [49]	Не	39.48	2.02	19.45	360
SVD [54]	Не	11.12	18.9	0.59	360
PCA [62]	Не	16.2	1.47	11.02	360
MSVD [57]	Не	19.34	3.05	6.34	500
MPCA [60]	Не	5.98	2.09	2.86	500
CS [71]	Не	5	9	0.55	1000
EMD [80]	Не	27	1.8	15	360
AVQ [92]	Не	12	1.6	7.5	360
SNN [102]	Да	6	–	–	360
CAE [109]	Не	32.2	2.7	11.9	360
PCA-DCT	Не	4.50	5.37	0.77	250
PCA-DWT	Не	6.82	5.14	1.40	250

честота на дискретизация, при която са тествани и оценявани предложените в монографията алгоритми. Точната изчислителна сложност на MSVD и MPCA не е известна, но със сигурност е по-висока спрямо PCA-DWT. Алгоритъмът PCA-DWT превъзхожда почти всички подходи за ЕКГ компресия, които са основани на CS и са разгледани в обзорната част на монографията. Трябва да се уточни, че CS се характеризира с много по-ниска изчислителна сложност от PCA-DWT. PCA-DWT демонстрира по-добри резултати и от прилагането на SPIHT алгоритъма върху получените коефициенти от двумерната DWT декомпозиция на ЕКГ. По отношение на ефективността, PCA-DWT отстъпва значително на подходите, основани на векторно квантуване, както и на тези, в които за заложили техники от дълбокото обучение.

Алгоритъмът PCA-DCT демонстрира сравнително слаба ефективност, което обуславя неговото приложение само в случаите, когато ниската изчислителната сложност е от първостепенно значение.

5.6 Обобщение и анализ

Извършените експерименти по отношение влиянието на броя на главните компоненти върху степента на различие между оригиналния и въз-

становения сигнал показват сравнително големи стойности за дисперсията на PRD . За да бъде гарантирана допустима стойност за PRD във всички случаи, то броят на главните компоненти би трябвало да е 5, но в една значителна част от сигналите са достатъчни само 4. Предварителното фиксиране на броя на главните компоненти би довело до понижаване на общата качествена оценка на алгоритмите. Следователно, този подход не е удачна алтернатива на променливия брой, определен съгласно критерия за запазване на енергията след преобразуването.

Оценяването на ефективността на предложените алгоритми по отделни диагностични групи демонстрира, че степента на компресия и качеството на възстановения сигнал почти не се влияят от видовете патологични състояния, които са представени в тестовите сигнали.

При наслагване на мускулни артефакти върху синтетичен многоканален ЕКГ е установено, че PCA-DWT осигурява PRD под 9 % при отношение сигнал-шум над 6 dB. Максималната ефективност на алгоритъма се постига, ако мускулните артефакти са с отношение сигнал-шум над 12 dB.

Сравнителният анализ показва, че алгоритъмът PCA-DWT се характеризира със съизмерима ефективност спрямо подхода за ЕКГ компресия със загуби, които имат значително по-високи изисквания по отношение на изчислителния ресурс.

Доказана е възможността предложените алгоритми да функционират в реално време при реализацията им популярна и евтина 32-битова SoC от среден клас, която поддържа хардуерно ускорение при изчисленията с плаваща запетая.

Параметрите на алгоритмите могат да се настройват така, че типичната стойност на PRD да е под някакво допустимо ниво, но няма абсолютна гаранция, че сигналите от отделните отвеждания ще бъдат достатъчно близки до оригиналите, за да се запази цялата информация от диагностична гледна точка. Следователно предложените алгоритми биха могли да намерят приложение в системи, където изискванията за достоверността на ЕКГ сигналите не са високи.

Заклучение

В оригиналната част на монографичния труд са представени нови алгоритми за компресия със загуби на многоканални ЕКГ сигнали. Те са базирани на анализ по главни компоненти за намаляване на размерността на отвежданията и последващо извършване на едномерно дискретно косинус преобразуване или едномерна дискретна уейвлет декомпозиция върху така получените проекции. Проведените експериментални изследвания и направеният сравнителен анализ демонстрират добър баланс между ефективност и изчислителна сложност на алгоритмите, което ги прави подходящи за реализация във вградени устройства. Степента на компресия и качеството на възстановените сигнали не се влияят значително от това дали електрокардиограмата отразява нормална сърдечна дейност, или са налице отклонения. Алгоритмите се характеризират и с това, че не е необходимо да се извършва предварителна обработка на сигнала.

Основният недостатък на предложения подход за ЕКГ компресия се състои в липсата на непосредствен контрол върху степента на различие между възстановения и оригиналния сигнал. Това е проблем, който все още не е решен, освен в случаите когато итеративно се променя степента на компресия и се извършва възстановяване на сигнала. Постигането на надежден контрол върху качеството на възстановения ЕКГ сигнал без значително повишаване на изчислителната сложност е основната задача в бъдещата работа по тематиката.

Ефективността на предложените алгоритми е висока при голям брой ЕКГ отвеждания. При малък брой, същата се свежда до тази, получена при нулиране на незначителните коефициенти от съответното едномерно преобразуване, приложено върху едноканален ЕКГ сигнал. Когато е налице достатъчно оперативната памет и не се поставят строги изисквания към внесеното от алгоритъма закъснение, анализът по главни компоненти може да се приложи не само по отношение на отвежданията, но и по кардиоцикли. Извършването на декомпозиция върху формиран тензор от многоканалния ЕКГ сигнал (дименсиите са отвеждането, номерът на кардиоцикъла и времето) е друг перспективен подход за компресия, кой-

то би могъл да замени анализа по главни компоненти. Описаните варианти имат потенциала да доведат до значително повишаване на степента на компресия.

Установено е, че компресията чрез дискретна едномерна уейвлет декомпозиция има висока ефективност, само ако се приложи или върху оригиналния ЕКГ, или върху първите две до три проекции, определени от анализа по главни компоненти. За останалите проекции може да се търси различен подход за намаляване на информационния излишък.

Частта от предложените алгоритми, която се нуждае от най-голяма степен от усъвършенстване, е кодирането на коефициентите, получени от дискретната едномерна уейвлет декомпозиция или дискретното косинус преобразуване. Избраният формат на представяне на коефициентите води до висока ентропия на символите. Трябва да се отчете, че апроксимиращите коефициенти от дискретното уейвлет преобразуване се предават в непроменен вид, но е очевидно, че в тях се съдържа информационен излишък, който подлежи на редуциране.

Използвана литература

- [1] M. Sampson and A. Mcgrath, “Understanding the ECG. Part 1: Anatomy and physiology”, *British Journal of Cardiac Nursing*, vol. 10, pp. 548–554, Nov. 2015. DOI: 10.12968/bjca.2015.10.11.548.
- [2] M. Sampson and A. Mcgrath, “Understanding the ECG Part 2: ECG basics”, *British Journal of Cardiac Nursing*, vol. 10, pp. 588–594, Dec. 2015. DOI: 10.12968/bjca.2015.10.12.588.
- [3] A. Goldberger, Z. Goldberger, and A. Shvilkin, *Goldberger’s clinical electrocardiography: a simplified approach*, Eighth Edition. Elsevier, 2012, ISBN: 978-0-323-08786-5.
- [4] J. Malmivuo and R. Plonsey, “Bioelectromagnetism. 15. 12-Lead ECG System”, in. Jan. 1975, pp. 277–289, ISBN: 978-0195058239.
- [5] R. Sameni, G. Clifford, C. Jutten, and M. Shamsollahi, “Multichannel ECG and Noise Modeling: Application to Maternal and Fetal ECG Signals”, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1155/2007/43407>.
- [6] G. Moody, W. Muldrow, and R. Mark, “A noise stress test for arrhythmia detectors”, *Computers in Cardiology*, vol. 11, pp. 381–384, 1984. DOI: <https://doi.org/10.13026/C2HS3T>.
- [7] A. Němcová, R. Smísek, L. Marsánová, L. Smital, and M. Vitek, “A Comparative Analysis of Methods for Evaluation of ECG Signal Quality after Compression”, in *BioMed research international*, 2018, pp. 1–26. DOI: 10.1155/2018/1868519.
- [8] C. J. Deepu, X. Zhang, W.-S. Liew, D. L. T. Wong, and Y. Lian, “An ECG-on-Chip With 535 nW/Channel Integrated Lossless Data Compressor for Wireless Sensors”, *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 49, no. 11, pp. 2435–2448, 2014. DOI: 10.1109/JSSC.2014.2349994.
- [9] C. Deepu and Y. Lian, “A low complexity lossless compression scheme for wearable ECG sensors”, in *2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, 2015, pp. 449–453. DOI: 10.1109/ICDSP.2015.7251912.
- [10] C. J. Deepu, X. Zhang, C. H. Heng, and Y. Lian, “A 3-Lead ECG-on-Chip with QRS Detection and Lossless Compression for Wireless Sensors”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 63, no. 12, pp. 1151–1155, 2016. DOI: 10.1109/TCSII.2016.2613564.
- [11] T.-H. Tsai and W.-T. Kuo, “An Efficient ECG Lossless Compression System for Embedded Platforms With Telemedicine Applications”, *IEEE Access*, vol. 6, pp. 42 207–42 215, 2018. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2858857.

- [12] M. Jia, F. Li, Y. Pu, and Z. Chen, “A Lossless Electrocardiogram Compression System Based on Dual-Mode Prediction and Error Modeling”, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 101 153–101 162, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2998608.
- [13] D. Rzepka, “Low-complexity lossless multichannel ECG compression based on selective linear prediction”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 57, p. 101 705, 2020, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101705>.
- [14] J. Makhoul, “Linear prediction: A tutorial review”, *Proceedings of the IEEE*, vol. 63, no. 4, pp. 561–580, 1975. DOI: 10.1109/PROC.1975.9792.
- [15] T.-H. Tsai and F.-L. Tsai, “Efficient lossless compression scheme for multi-channel ECG signal processing”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 59, p. 101 879, 2020, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101879>.
- [16] A. Said, “On the Determination of Optimal Parameterized Prefix Codes for Adaptive Entropy Coding”, Hewlett Packard Laboratories Palo Alto, CA, Tech. Rep., Apr. 2002.
- [17] H.-M. Zhang and P. Duhamel, “On the Methods for Solving Yule-Walker Equations”, *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 40, pp. 2987–3000, Jan. 1993. DOI: 10.1109/78.175742.
- [18] V. Britanak, P. C. Yip, and K. Rao, “CHAPTER 1 - Discrete Cosine and Sine Transforms”, in *Discrete Cosine and Sine Transforms*, V. Britanak, P. C. Yip, and K. Rao, Eds., Oxford: Academic Press, 2007, pp. 1–15, ISBN: 978-0-12-373624-6. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-012373624-6/50003-5>.
- [19] C.-H. Luo, W.-J. Ma, W.-H. Juang, S.-H. Kuo, C.-Y. Chen, P.-C. Tai, and S.-C. Lai, “An ECG Acquisition System Prototype Design With Flexible PDMS Dry Electrodes and Variable Transform Length DCT-IV Based Compression Algorithm”, *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 23, pp. 8244–8254, 2016. DOI: 10.1109/JSEN.2016.2584648.
- [20] A. Faeq Hussein, S. Hashim, A. Aziz, F. Rokhani, and W. Adnan, “A real time ECG data compression scheme for enhanced bluetooth low energy ECG system power consumption”, *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1–14, Aug. 2017. DOI: 10.1007/s12652-017-0560-y.
- [21] R. Benzid, A. Messaoudi, and A. Boussaad, “Constrained ECG compression algorithm using the block-based discrete cosine transform”, *Digital Signal Processing*, vol. 18, no. 1, pp. 56–64, 2008, ISSN: 1051-2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2007.08.003>.
- [22] J. Rissanen and G. G. Langdon, “Arithmetic Coding”, *IBM Journal of Research and Development*, vol. 23, no. 2, pp. 149–162, 1979. DOI: 10.1147/rd.232.0149.
- [23] S.-C. Lai, W.-C. Chien, C.-S. Lan, M.-K. Lee, C.-H. Luo, and S.-F. Lei, “An efficient DCT-IV-based ECG compression algorithm and its hardware accelerator design”, in *2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, 2013, pp. 1296–1299. DOI: 10.1109/ISCAS.2013.6572091.
- [24] D. Huffman, “A method for the construction of minimum-redundancy codes”, *Resonance*, vol. 11, pp. 91–99, Feb. 2006. DOI: 10.1007/BF02837279.

- [25] C. Polat Dautov and M. Ozerdem, “Introduction to Wavelets and their applications in signal denoising”, *Bitlis Eren University Journal of Science and Technology*, vol. 8, pp. 1–10, Jun. 2018. DOI: 10.17678/beuscitech.349020.
- [26] D. L. Donoho, “De-noising by soft-thresholding”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995. DOI: 10.1109/18.382009.
- [27] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, “Ideal Denoising in an Orthonormal Basis chosen from a Library of Bases”, *Comptes Rendus Acad. Sci., Ser. I*, vol. 319, pp. 1317–1322, 1994. DOI: 10.1.1.116.8869.
- [28] E. Castillo, D. Morales, A. Garcia, F. Martínez Martí, L. Parrilla, and A. Palma, “Noise Suppression in ECG Signals through Efficient One-Step Wavelet Processing Techniques”, *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2013, Jun. 2013. DOI: 10.1155/2013/763903.
- [29] S. Sardy, “Minimax threshold for denoising complex signals with Waveshrink”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48, no. 4, pp. 1023–1028, 2000. DOI: 10.1109/78.827536.
- [30] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing, Third Edition: The Sparse Way*, 3rd. USA: Academic Press, Inc., 2008, ISBN: 0123743702.
- [31] G. Luo and D. Zhang, “Wavelet Denoising”, in. Apr. 2012, ISBN: 978-953-51-0494-0. DOI: 10.5772/37424.
- [32] B. Arvinti, A. Isar, and M. Costache, “An adaptive compression algorithm for ECG signals”, in *2011 IEEE 12th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI)*, 2011, pp. 91–95. DOI: 10.1109/CINTI.2011.6108478.
- [33] B. Arvinti and M. Costache, “The performance of the Daubechies mother wavelets on ECG compression”, in *2014 11th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC)*, 2014, pp. 1–4. DOI: 10.1109/ISETC.2014.7010808.
- [34] Y. S. Ding and Z. Zilic, “ECG compression for mobile sensor platforms”, in *2016 IEEE 13th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, 2016, pp. 99–104. DOI: 10.1109/BSN.2016.7516240.
- [35] A. Maalej, M. Ben-Romdhane, M. Tlili, F. Rivet, D. Dallet, and C. Rebai, “On the wavelet-based compressibility of continuous-time sampled ECG signal for e-health applications”, *Measurement*, vol. 164, p. 108 031, 2020, ISSN: 0263-2241. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108031>.
- [36] S. Chandra, A. Sharma, and G. Singh, “A Comparative Analysis of Performance of Several Wavelet Based ECG Data Compression Methodologies”, *IRBM*, 2020, ISSN: 1959-0318. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2020.05.004>.
- [37] A. M. Ali, A. F. Ahmed, and A. H. Najim, “Efficient and Effective Scheme for ECG Compression”, in *2020 2nd Annual International Conference on Information and Sciences (AiCIS)*, 2020, pp. 91–94. DOI: 10.1109/AiCIS51645.2020.00024.
- [38] M. J. Jayashree and A. S. Kumar, “Resourceful scheme of ECG compression using different Wavelet transforms and PDLZW method”, in *2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology*, vol. 3, 2011, pp. 99–102. DOI: 10.1109/ICECTECH.2011.5941809.

- [39] Welch, “A Technique for High-Performance Data Compression”, *Computer*, vol. 17, no. 6, pp. 8–19, 1984. DOI: 10.1109/MC.1984.1659158.
- [40] J. Chagnon and L. Rebollo-Neira, “Mixed-transform based codec for 2D compression of ECG signals”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 62, p. 102067, 2020, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102067>.
- [41] J.-H. Liu, K.-C. Hung, and T.-C. Wu, “ECG compression using non-recursive wavelet transform with quality control”, *International Journal of Electronics*, vol. 103, no. 9, pp. 1550–1565, 2016. DOI: 10.1080/00207217.2016.1138513. eprint: <https://doi.org/10.1080/00207217.2016.1138513>.
- [42] J.-H. Hsieh, K.-C. Hung, J.-H. Liu, and T.-C. Wu, “Wavelet-Based Quality-Constrained ECG Data Compression System Without Decoding Process”, *IEEE MultiMedia*, vol. 27, no. 2, pp. 33–45, 2020. DOI: 10.1109/MMUL.2020.2983690.
- [43] J. Ritter, “Wavelet based image compression using FPGAs”, PhD thesis, Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, 2002.
- [44] S. Ktata and H. Mahjoubi, “A zerotree coding for compression of ECG signal using EZW and SPIHT”, in *IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, 2012, pp. 1458–1464. DOI: 10.1109/IECON.2012.6388527.
- [45] E. P. Widiyanto, S. M. Isa, M. I. Tawakal, M. N. Kurniawan, W. Jatmiko, and P. Mursanto, “An ECG 12-lead hardware with SPIHT compressing scheme”, in *2013 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 2013, pp. 167–172. DOI: 10.1109/ICACSIS.2013.6761570.
- [46] S. M. Isa, W. Jatmiko, and A. M. Arymurthy, “Beat reordering for optimal electrocardiogram signal compression using SPIHT”, in *2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2012, pp. 226–231. DOI: 10.1109/ICSMC.2012.6377704.
- [47] G. Jati, A. R. Rachmasari, W. Jatmiko, P. Mursanto, and W. Sediono, “An efficient secure ECG compression based on 2D-SPIHT and SIT algorithm”, in *2017 International Workshop on Big Data and Information Security (IWBIS)*, 2017, pp. 155–160. DOI: 10.1109/IWBIS.2017.8275118.
- [48] S. M. Isa, W. Jatmiko, and A. M. Arymurthy, “3D SPIHT for multi-lead ECG compression”, in *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2014, pp. 488–493. DOI: 10.1109/ICRA.2014.6906900.
- [49] A. Pandey, B. Singh Saini, B. Singh, and N. Sood, “Quality controlled ECG data compression based on 2D discrete cosine coefficient filtering and iterative JPEG2000 encoding”, *Measurement*, vol. 152, p. 107252, 2020, ISSN: 0263-2241. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107252>.
- [50] H.-H. Chou, Y.-J. Chen, Y.-C. Shiau, and T.-s. Kuo, “An effective and efficient compression algorithm for ECG signals with irregular periods”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 6, pp. 1198–1205, 2006. DOI: 10.1109/TBME.2005.863961.
- [51] A. Kostić, “Eigenvalue Problems, Applied Linear Algebra in Action”, in. Jul. 2016. DOI: 10.5772/62267.
- [52] Y. Wang and L. Zhu, “Research and implementation of SVD in machine learning”, in *2017 IEEE/ACIS 16th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 2017, pp. 471–475. DOI: 10.1109/ICIS.2017.7960038.

- [53] T. Y. Liu, K. J. Lin, and H. C. Wu, “ECG Data Encryption Then Compression Using Singular Value Decomposition”, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 3, pp. 707–713, 2018. DOI: 10.1109/JBHI.2017.2698498.
- [54] S. S. Kabir, M. N. Rizve, and M. K. Hasan, “ECG signal compression using data extraction and truncated singular value decomposition”, in *2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)*, 2017, pp. 5–7. DOI: 10.1109/R10-HTC.2017.8288893.
- [55] R. Kumar, A. Kumar, G. Singh, and H.-N. Lee, “An Efficient Compression Technique based on Temporal Modelling of ECG Signal using Principle Component Analysis”, *IET Science, Measurement & Technology*, vol. 11, Jan. 2017. DOI: 10.1049/iet-smt.2016.0360.
- [56] F. Castells Ramon, P. Laguna, S. Leif, B. Andreas, and J. Roig, “Principal Component Analysis in ECG Signal Processing”, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, Dec. 2007. DOI: 10.1155/2007/74580.
- [57] S. Padhy, L. Sharma, and S. Dandapat, “Multilead ECG data compression using SVD in multiresolution domain”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 23, pp. 10–18, 2016, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.06.012>.
- [58] R.-D. Bousseljot, D. Kreiseler, and A. Schnabel, “Nutzung der EKG - Signal-datenbank CARDIODAT der PTB über das Internet”, *Biomedizinische Technik - BIOMED TECH*, vol. 40, pp. 317–318, Jan. 1995. DOI: 10.1515/bmte.1995.40.s1.317.
- [59] A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, S. Havlin, J. Hausdorg, P. Ivanov, R. Mark, J. Mietus, G. Moody, C.-K. Peng, H. Stanley, and P. Physiobank, “Components of a new research resource for complex physiologic signals”, *PhysioNet*, vol. 101, Jan. 2000.
- [60] L. N. Sharma, S. Dandapat, and A. Mahanta, “Multichannel ECG Data Compression Based on Multiscale Principal Component Analysis”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 16, no. 4, pp. 730–736, 2012. DOI: 10.1109/TITB.2012.2195322.
- [61] R. Gupta, “Quality Aware Compression of Electrocardiogram Using Principal Component Analysis”, *Journal of Medical Systems*, vol. 40, Mar. 2016. DOI: 10.1007/s10916-016-0468-7.
- [62] S. Banerjee, R. Gupta, and J. Saha, “Compression of Multilead Electrocardiogram Using Principal Component Analysis and Machine Learning Approach”, in *2018 IEEE Applied Signal Processing Conference (ASPCON)*, 2018, pp. 24–28. DOI: 10.1109/ASPCON.2018.8748572.
- [63] D. Craven, B. McGinley, L. Kilmartin, M. Glavin, and E. Jones, “Adaptive Dictionary Reconstruction for Compressed Sensing of ECG Signals”, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 21, no. 3, pp. 645–654, 2017. DOI: 10.1109/JBHI.2016.2531182.
- [64] Y. V. Parkale and S. L. Nalbalwar, “Application of Compressed Sensing (CS) for ECG Signal Compression: A Review”, in *Proceedings of the International Conference on Data Engineering and Communication Technology*, S. C. Satapathy, V. Bhateja, and A. Joshi, Eds., Singapore: Springer Singapore, 2017, pp. 53–65. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-10-1678-3_5.

- [65] T. Yousefi Rezaii, S. Beheshti, M. Shamsi, and S. Eftekharifar, “ECG signal compression and denoising via optimum sparsity order selection in compressed sensing framework”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 41, pp. 161–171, 2018, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.11.015>.
- [66] H. Mamaghanian, G. Ansaloni, D. Atienza, and P. Vandergheynst, “Power-efficient joint compressed sensing of multi-lead ECG signals”, in *2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2014, pp. 4409–4412. DOI: 10.1109/ICASSP.2014.6854435.
- [67] M. Shamsi, T. Y. Rezaii, and S. Beheshti, “MNDL Sparsity Order Selection for Compressed Sensing with Application in ECG Compression”, in *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society (EMBC)*, 2020, pp. 328–331. DOI: 10.1109/EMBC44109.2020.9176560.
- [68] V. Izadi, P. Karimi Shahri, and H. Ahani, “A compressed-sensing-based compressor for ECG”, *Biomedical Engineering Letters*, vol. 10, Feb. 2020. DOI: 10.1007/s13534-020-00148-7.
- [69] H. Mamaghanian, N. Khaled, D. Atienza, and P. Vandergheynst, “Compressed Sensing for Real-Time Energy-Efficient ECG Compression on Wireless Body Sensor Nodes”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 9, pp. 2456–2466, 2011. DOI: 10.1109/TBME.2011.2156795.
- [70] L. F. Polania, R. E. Carrillo, M. Blanco-Velasco, and K. E. Barner, “Compressed sensing based method for ECG compression”, in *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2011, pp. 761–764. DOI: 10.1109/ICASSP.2011.5946515.
- [71] M. I. Chidean, Ó. Barquero-Pérez, Q. Zhang, R. H. Jacobsen, and A. J. Caamaño, “High diagnostic quality ECG compression and CS signal reconstruction in body sensor networks”, in *2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2016, pp. 6255–6259. DOI: 10.1109/ICASSP.2016.7472880.
- [72] J. Zhang, Z. Gu, Z. L. Yu, and Y. Li, “Energy-Efficient ECG Compression on Wireless Biosensors via Minimal Coherence Sensing and Weighted ℓ_1 Minimization Reconstruction”, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, no. 2, pp. 520–528, 2015. DOI: 10.1109/JBHI.2014.2312374.
- [73] K. Kanoun, H. Mamaghanian, N. Khaled, and D. Atienza, “A real-time compressed sensing-based personal electrocardiogram monitoring system”, in *2011 Design, Automation & Test in Europe*, 2011, pp. 1–6. DOI: 10.1109/DATE.2011.5763140.
- [74] F. Ansari-Ram and S. Hosseini-Khayat, “ECG signal compression using compressed sensing with nonuniform binary matrices”, in *The 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP 2012)*, 2012, pp. 305–309. DOI: 10.1109/AISP.2012.6313763.
- [75] Y. He, W. Yu, C. Chen, Y. Wang, and X. Guan, “Adaptive ECG compression scheme with prior knowledge support based on compressive sensing”, in *2015 International Conference on Wireless Communications Signal Processing (WCSP)*, 2015, pp. 1–5. DOI: 10.1109/WCSP.2015.7341255.

- [76] F. Nasimi, M. R. Khayyambashi, N. Movahhedinia, and Y. W. Law, “Exploiting similar prior knowledge for compressing ECG signals”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 60, p. 101960, 2020, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101960>.
- [77] S. Kumar, B. Deka, and S. Datta, “Multichannel ECG Compression using Block-Sparsity-based Joint Compressive Sensing”, *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 39, Dec. 2020. DOI: [10.1007/s00034-020-01483-x](https://doi.org/10.1007/s00034-020-01483-x).
- [78] A. Singh, L. Sharma, and S. Dandapat, “Multi-channel ECG data compression using compressed sensing in eigenspace”, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 73, pp. 24–37, 2016, ISSN: 0010-4825. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2016.03.021>.
- [79] N. Huang, Z. Shen, S. Long, M. Wu, H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.-C. Tung, and H. Liu, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis”, *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, pp. 903–995, Mar. 1998. DOI: [10.1098/rspa.1998.0193](https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193).
- [80] G. K. Sahoo, S. Ari, and S. K. Patra, “Performance evaluation of ECG compression techniques”, in *2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)*, 2015, pp. 1–5. DOI: [10.1109/ICECCT.2015.7226202](https://doi.org/10.1109/ICECCT.2015.7226202).
- [81] R. P. Tripathi and G. R. Mishra, “Study of various data compression techniques used in lossless compression of ECG signals”, in *2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 2017, pp. 1093–1097. DOI: [10.1109/CCAA.2017.8229958](https://doi.org/10.1109/CCAA.2017.8229958).
- [82] X. Wang, Y. Xu, J. Meng, Z. Chen, and J. Luo, “ECG compression based on combining of EMD and wavelet transform”, *Electronics Letters*, vol. 52, Aug. 2016. DOI: [10.1049/el.2016.2174](https://doi.org/10.1049/el.2016.2174).
- [83] C. Jha and M. Kolekar, “Empirical Mode Decomposition and Wavelet Transform Based ECG Data Compression Scheme”, *IRBM*, vol. 42, no. 1, pp. 65–72, 2021, ISSN: 1959-0318. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2020.05.008>.
- [84] A. Robinson and C. Cherry, “Results of a prototype television bandwidth compression scheme”, *Proceedings of the IEEE*, vol. 55, no. 3, pp. 356–364, 1967. DOI: [10.1109/PROC.1967.5493](https://doi.org/10.1109/PROC.1967.5493).
- [85] H. Huang, S. Hu, and Y. Sun, “Energy-efficient ECG compression in wearable body sensor network by leveraging empirical mode decomposition”, in *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics (BHI)*, 2018, pp. 149–152. DOI: [10.1109/BHI.2018.8333391](https://doi.org/10.1109/BHI.2018.8333391).
- [86] B. Huang, Y. Wang, and J. Chen, “ECG compression using the context modeling arithmetic coding with dynamic learning vector–scalar quantization”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 1, pp. 59–65, 2013, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2012.04.003>.
- [87] Y. Zigel, A. Cohen, and A. Katz, “ECG signal compression using analysis by synthesis coding”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 10, pp. 1308–1316, 2000. DOI: [10.1109/10.871403](https://doi.org/10.1109/10.871403).

- [88] C.-C. Sun and S.-C. Tai, “Beat-based ECG compression using gain-shape vector quantization”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 11, pp. 1882–1888, 2005. DOI: 10.1109/TBME.2005.856270.
- [89] S.-G. Miaou and H.-L. Yen, “Multichannel ECG compression using multichannel adaptive vector quantization”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 48, no. 10, pp. 1203–1207, 2001. DOI: 10.1109/10.951524.
- [90] S.-G. Miaou, H.-L. Yen, and C.-L. Lin, “Wavelet-based ECG compression using dynamic vector quantization with tree codevectors in single codebook”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 7, pp. 671–680, 2002. DOI: 10.1109/TBME.2002.1010850.
- [91] S.-G. Miaou and S.-N. Chao, “Wavelet-based lossy-to-lossless ECG compression in a unified vector quantization framework”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 3, pp. 539–543, 2005. DOI: 10.1109/TBME.2004.842791.
- [92] X. Wang and J. Meng, “A 2-D ECG compression algorithm based on wavelet transform and vector quantization”, *Digital Signal Processing*, vol. 18, no. 2, pp. 179–188, 2008, ISSN: 1051-2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2007.03.003>.
- [93] H. Kim, Y. Kim, and H.-J. Yoo, “A low cost quadratic level ECG compression algorithm and its hardware optimization for body sensor network system”, in *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, pp. 5490–5493. DOI: 10.1109/IEMBS.2008.4650457.
- [94] S.-R. Siao, C.-C. Hsu, M. P.-H. Lin, and S.-Y. Lee, “A novel approach for ECG data compression in healthcare monitoring system”, in *2014 IEEE International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (IEEE ISBB 2014)*, 2014, pp. 1–4. DOI: 10.1109/ISBB.2014.6820946.
- [95] P. Bera and R. Gupta, “Real-time compression of electrocardiogram using dynamic bit allocation strategy”, in *2016 IEEE First International Conference on Control, Measurement and Instrumentation (CMI)*, 2016, pp. 21–25. DOI: 10.1109/CMI.2016.7413703.
- [96] T.-H. Kim, S.-Y. Kim, J.-H. Kim, B.-J. Yun, and K.-H. Park, “Curvature based ECG signal compression for effective communication on WPAN”, *Journal of Communications and Networks*, vol. 14, no. 1, pp. 21–26, 2012. DOI: 10.1109/JCN.2012.6184547.
- [97] S. Biswas and R. Biswas, “Data encoding for IoHT ECG Application”, in *2021 International Symposium on Devices, Circuits and Systems (ISDCS)*, 2021, pp. 1–4. DOI: 10.1109/ISDCS52006.2021.9397916.
- [98] S. Mukhopadhyay, S. Mitra, and M. Mitra, “A lossless ECG data compression technique using ASCII character encoding”, *Computers & Electrical Engineering*, vol. 37, no. 4, pp. 486–497, 2011, ISSN: 0045-7906. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2011.05.004>.
- [99] D. Gurve, B. Saini, and I. Saini, “An improved lossless ECG data compression using ASCII character encoding”, in *2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, IEEE, Mar. 2016, pp. 758–764. DOI: 10.1109/WiSPNET.2016.7566235.

- [100] R. Stockwell, “A basis for efficient representation of the S-transform”, *Digital Signal Processing*, vol. 17, no. 1, pp. 371–393, 2007, ISSN: 1051-2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2006.04.006>.
- [101] C. K. Jha and M. H. Kolekar, “Electrocardiogram data compression using DCT based discrete orthogonal Stockwell transform”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 46, pp. 174–181, 2018, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.06.009>.
- [102] A. Ibaida, A. Abuadbba, and N. Chilamkurti, “Privacy-preserving compression model for efficient IoMT ECG sharing”, *Computer Communications*, vol. 166, pp. 1–8, 2021, ISSN: 0140-3664. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.11.010>.
- [103] P. Fenwick, “Burrows–Wheeler compression: Principles and reflections”, *Theoretical Computer Science*, vol. 387, no. 3, pp. 200–219, 2007, The Burrows-Wheeler Transform, ISSN: 0304-3975. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tcs.2007.07.012>.
- [104] B. Y. Ryabko, “Data compression by means of a “book stack””, English, *Probl. Inf. Transm.*, vol. 16, pp. 265–269, 1980, ISSN: 0032-9460.
- [105] C.-K. Tseng, L.-J. Kau, and W.-Y. Cheng, “A Takagi-Sugeno fuzzy neural network-based predictive coding scheme for lossless compression of ECG signals”, in *TENCON 2017 - 2017 IEEE Region 10 Conference*, 2017, pp. 1646–1660. DOI: 10.1109/TENCON.2017.8228122.
- [106] Z. Lendek, T. M. Guerra, R. Babuška, and B. De Schutter, “Takagi-Sugeno Fuzzy Models”, in *Stability Analysis and Nonlinear Observer Design Using Takagi-Sugeno Fuzzy Models*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 5–24, ISBN: 978-3-642-16776-8. DOI: 10.1007/978-3-642-16776-8_2.
- [107] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016, <http://www.deeplearningbook.org>, ISBN: 978-0262035613.
- [108] D. Del Testa and M. Rossi, “Lightweight Lossy Compression of Biometric Patterns via Denoising Autoencoders”, *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 22, no. 12, pp. 2304–2308, 2015. DOI: 10.1109/LSP.2015.2476667.
- [109] O. Yildirim, R. S. Tan, and U. R. Acharya, “An efficient compression of ECG signals using deep convolutional autoencoders”, *Cognitive Systems Research*, vol. 52, pp. 198–211, 2018, ISSN: 1389-0417. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.07.004>.
- [110] F. Wang, Q. Ma, W. Liu, S. Chang, H. Wang, J. He, and Q. Huang, “A novel ECG signal compression method using spindle convolutional auto-encoder”, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 175, pp. 139–150, 2019, ISSN: 0169-2607. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.03.019>.
- [111] M. Andrecut, “Parallel GPU Implementation of Iterative PCA Algorithms”, *Journal of computational biology: a journal of computational molecular cell biology*, vol. 16, pp. 1593–1599, Sep. 2009. DOI: 10.1089/cmb.2008.0221.
- [112] B. Lee, “FCT – A fast cosine transform”, in *ICASSP '84. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 9, Mar. 1984, pp. 477–480. DOI: 10.1109/ICASSP.1984.1172483.

- [113] “IEEE Standard for Floating-Point Arithmetic”, *IEEE Std 754-2019 (Revision of IEEE 754-2008)*, pp. 1–84, 2019. DOI: 10.1109/IEEESTD.2019.8766229.
- [114] Y. S. Velchev, “Multi-lead ECG Compression Approach using Combination of Linear Transformations”, in *2019 27th National Conference with International Participation (TELECOM)*, 2019, pp. 90–93. DOI: 10.1109/TELECOM48729.2019.8994879.
- [115] D. E. Knuth, *The Art of Computer Programming, Volume 1 (3rd Ed.): Fundamental Algorithms*. USA: Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1997, ISBN: 0201896834.
- [116] R. J. Tibshirani, *Fast Computation of the Median by Successive Binning*, 2008. arXiv: 0806.3301 [stat.CO].
- [117] D. Mitra, M. Shahjalal, and M. Kiber, “Comparative Study on Thresholding Techniques of Discrete Wavelet Transform (DWT) to De-noise Corrupted ECG Signals”, *International Journal Of Engineering And Computer Science*, vol. 3, pp. 7605–7609, Aug. 2014.
- [118] A. Oosterom and T. Oostendorp, “ECGSIM: An interactive tool for studying the genesis of QRST waveforms”, *Heart (British Cardiac Society)*, vol. 90, pp. 165–168, Mar. 2004. DOI: 10.1136/hrt.2003.014662.
- [119] I. Andršová, K. Hnatkova, M. Šišáková, O. Toman, P. Smetana, K. Huster, P. Barthel, T. Novotny, G. Schmidt, and M. Malik, “Influence of heart rate correction formulas on QTc interval stability”, *Scientific Reports*, vol. 11, Jul. 2021. DOI: 10.1038/s41598-021-93774-9.
- [120] J. Martínez, O. Pahlm, M. Ringborn, S. Warren, P. Laguna, and L. Sörnmo, “The STAFF III Database: ECGs Recorded During Acutely Induced Myocardial Ischemia”, in *2017 Computing in Cardiology (CinC)*, 2017, pp. 1–4. DOI: 10.22489/CinC.2017.266-133.
- [121] P. Wagner, N. Strodthoff, R. Bousseljot, W. Samek, and T. Schaeffter, *PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset (version 1.0.1)*, PhysioNet, 2020. DOI: <https://doi.org/10.13026/x4td-x982>.
- [122] M. Aqil, A. Jbari, and A. Bourouhou, “ECG Signal Denoising by Discrete Wavelet Transform”, *International Journal of Online Engineering (iJOE)*, vol. 13, p. 51, Sep. 2017. DOI: 10.3991/ijoe.v13i09.7159.

Алгоритми за компресия на електрокардиографски сигнали

Автор: Юлиан Велчев

Рецензенти:

проф. д-р инж. Веска Георгиева

доц. д-р инж. Иво Драганов

Стилов редактор: Ивайло Пеев

Дизайн на корицата: Юлиан Велчев

Поръчка No 83, октомври 2022 г.

Формат: 70x100/16

ISBN: 978-619-92237-2-7 мека подвързия

ISBN: 978-619-92237-3-4 pdf

Българска, Първо издание, 2022 г.

Печатни кòли 65

EUT+ Academic Press

Отпечатана в печатна база на Технически университет -

София

Цена: 15.50 лв.

Юлиан Велчев завършва специалност "Комуникационна техника и технологии" в Техническия университет — София през 2001 г. През 2011 г. защитава дисертация за придобиване на образователната и научна степен "доктор" по професионално направление 5.3 Комуникационна и компютърна техника. Темата на дисертационния му труд е "Алгоритми за извличане на признаци за анализ на електрокардиографски сигнали".

Преподавателската и научната си дейност започва през 2002 г. като асистент във Факултета по комуникационна техника и технологии на Техническия университет — София. Има над тридесет публикации в научни издания, като по-голямата част от тях са в областта на цифровата обработка на едномерни биомедицински сигнали.



MEMBER OF



EUROPEAN
UNIVERSITY OF
TECHNOLOGY

В монографията се разглеждат съвременните методи и алгоритми за компресия на електрокардиографски сигнали. В оригиналната част са предложени алгоритми за компресия със загуби, базирани на линейни преобразувания и характеризирани се с ниска изчислителна сложност, което ги прави приложими за реализация в мобилни или вградени устройства.

Резултатите от изследванията на автора са плод на дългогодишен интерес и практическа работа в областта на цифровата обработка на биомедицински сигнали.

Въпреки своята подчертано приложна насоченост, монографията е предназначена за кръга от читатели, които имат базови познания в областта на линейната алгебра, математическата статистика и цифровата обработка на едномерни и многомерни сигнали

ISBN: 978-619-92237-2-7 мека подвързия

ISBN: 978-619-92237-3-4 pdf

Цена: 15.50 лв.