

Universidade Federal de Minas Gerais
Escola de Engenharia
Curso de Graduação em Engenharia Elétrica

Separação de fontes de audio
Segunda Linha do Título, se Houver

Kayke Renan Campos Silva

Orientador: Prof. Beltrano, Dr.
Supervisor: Eng. Cicrano

Belo Horizonte, Dezembro de 2023

Monografia

Título da Monografia

Monografia submetida à banca examinadora designada pelo Colegiado Didático do Curso de Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais, como parte dos requisitos para aprovação na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso.

Belo Horizonte, Dezembro de 2023

Resumo

No Resumo, normalmente em uma única página, você escreve um parágrafo para cada um dos seguintes itens: objetivos do projeto e descrição sucinta do local onde ele foi desenvolvido; metodologia utilizada; e resultados alcançados.

Este novo parágrafo serve para mostrar que ao pular uma ou mais linhas no texto do arquivo .tex, o T_EX entende que você está iniciando outro parágrafo. O comando sloppypar força o texto a não ultrapassar as margens. Só deve ser usado se este problema ocorrer.

Agradecimentos

Aqui vai o texto dos agradecimentos.

Sumário

Resumo	i
Agradecimentos	iii
Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	ix
1 Introdução	1
1.1 Motivação e Justificativa	1
1.2 Objetivos do Projeto	2
1.3 Local de Realização	3
1.4 Estrutura da Monografia	3
2 Descrição do Processo	5
2.1 Processo de Fazer Alguma Coisa	5
2.2 Instrumentação do Processo	5
2.3 Resumo do Capítulo	5
3 Metodologia e Revisão Bibliográfica	7
3.1 Blind Source Separation e Análise de Componentes Independentes	7
3.2 Máscaras Espectrais	8
3.3 Modelagem Fonte-Filtro	9
3.4 Fatoração e Co-Fatoração de Matrizes Não-Negativas	9
3.5 Redes Neurais Artificiais	10
3.6 Técnica 1	10
3.7 Técnica 2	11
3.8 Resumo do Capítulo	11
4 Resultados	13
4.1 Atividades do Projeto	13
4.2 Requisitos do Sistema	13
4.3 Desenvolvimento e Implementação	13
4.4 Testes	13
4.5 Resumo do Capítulo	13

5 Conclusões	17
5.1 Considerações Finais	17
5.2 Propostas de Continuidade	17
Referências Bibliográficas	18

Lista de Figuras

3.1	figuara teste	11
3.2	Ciclo de desenvolvimento de um projeto.	12
4.1	Ciclo de desenvolvimento de um projeto	14

Lista de Tabelas

4.1	Requisitos do Serviço SRUC	15
-----	--------------------------------------	----

Capítulo 1

Introdução

blabalbal

Se preferir, você pode apresentar este Capítulo antes da primeira Seção, destacando os principais pontos que são abordados.

A separação de fontes de áudio, em inglês *Audio Source Separation (ASS)*, consiste no problema de simular a capacidade do sistema auditivo humano de focar em uma fonte de áudio de interesse enquanto ignora outras fontes misturadas e ruídos. Este problema é conhecido na literatura como o "efeito da festa de coquetel" (*the cocktail party effect*) ou "escuta seletiva" [1], descrito como um ambiente de uma festa com diversas pessoas conversando, possivelmente com música e outros ruídos em que um indivíduo é capaz de ignorar todos os sons focando apenas naqueles(s) que o interessa, seja uma conversa, a música ou um instrumento específico, etc.

1.1 Motivação e Justificativa

Esta seção é muito importante, pois é aqui que você argumenta sobre a importância do projeto desenvolvido. Se possível, confronte seu trabalho com outros para mostrar a sua contribuição. Se você quiser citar algum livro ou artigo, por exemplo, veja como fazê-lo no arquivo `Introducao.tex`. Trata-se, portanto, de uma breve revisão bibliográfica sobre o assunto.

A separação de fontes de áudio é um caso especial do problema geral de separação de fontes em processamento de sinais. Este problema decorre do fato de que os sinais no mundo real, especialmente no domínio eletromagnético, vêm sempre misturados com outros sinais, seja em forma de acoplamento eletromagnético, em forma de ruído, por compartilharem um mesmo canal de transmissão ou ambiente de geração, como no caso de sinais biológicos captados por eletrodos.

Quando os diferentes sinais possuem bandas espectrais distintas, o problema de separação pode ser solucionado através de filtragem, como ocorre em telecomunicações, mas quando os espectros se sobrepõem, a solução não é trivial por se tratar de um problema inverso [2]. Neste tipo de problema busca-se, a partir de observações de um fenômeno em um determinado domínio, inferir as causas ou os melhores modelos, geralmente em um outro domínio, que explicam e/ou aproximam os dados. Como exemplo, pode-se citar a descoberta de Netuno a partir de medições que indicavam desvios da previsão teórica da órbita de Urano.

A separação de fontes é um problema ainda em aberto e portanto diversas abordagens para abordá-lo têm sido propostas, combinando heurísticas, informações sobre os sinais, suas fontes e diferentes métodos computacionais. O interesse no problema de separação de fontes se justifica pelo fato de que os resultados podem ser aplicados a diversos outros problemas, como a separação de trilhas para re-mixagem de músicas antigas que dispunham de poucos canais no processo de gravação, extração de voz e outras informações em gravações de áudio para uso em perícia criminal, separação de sinais biológicos em exames e pesquisas, cancelamento de ruídos em fones de ouvidos e em microfones visando melhorar a qualidade de comunicações, dentre outras aplicações.

Este trabalho terá como foco o caso especial de separação de instrumentos musicais em gravações, tendo como inspiração os recentes resultados obtidos com a re-mixagem do disco *Revolver* da banda *The Beatles*. Na época da gravação do disco, apenas 4 canais de áudio estavam disponíveis, de forma que diversos instrumentos tiveram de ser misturados em cada trilha, tornando a separação dos instrumentos para re-mixagem um problema sem resultados satisfatórios até a aplicação recente de redes neurais profundas, como declarado pelo produtor Giles Martins, responsável pela re-mixagem da discografia da banda [3].

1.2 Objetivos do Projeto

Tendo em vista o exposto acima, este projeto tem por objetivos:

- a. Item 1;
- b. Item 2;
- Etc.

O trabalho consiste em implementar e comparar os resultados da separação de 4 instrumentos (bateria/instrumentos percussivos, vocais, guitarras e baixo) utilizando duas abordagens, uma mais clássica com o método computacional de fatoração de matrizes não-negativas, como descrito no estudo [4] e outra abordagem mais recente (informar sobre os períodos de tempo em que cada uma foi proposta e estudada) utilizando aprendizado de máquina a partir de redes neurais profundas com auxílio da biblioteca em Python Open-Unmix [5]. A escolha dos instrumentos se deu pela facilidade de encontrá-los em diversas músicas de gêneros diferentes, além do fato de separar em instrumentos que possuem afinação (vocais, guitarras e baixo) e que não possuem afinação (bateria e instrumentos percussivos)

A comparação dos resultados se dará a partir de um estudo com um número de pessoas ainda a ser definido, em que inicialmente será apresentada uma gravação musical com a mistura dos instrumentos e em seguida, de forma randomizada sem que o participante saiba qual método está sendo apresentado, para cada instrumento separado perguntar se alguma dos métodos teve um desempenho melhor do que o outro ou se apresentam a mesma qualidade.

Após esta etapa de seleção do melhor método para cada instrumento, será apresentado novamente para cada participante aquelas trilhas de cada instrumento que foram escolhidas por este como as melhores, sendo que no caso de empate será escolhido um dos métodos de forma aleatória, e em seguida será pedido para ordenar a qualidade de separação de cada instrumento do melhor para o pior ou se apresentam a mesma qualidade. A partir destes resultados, será possível decidir se algum método teve um desempenho estatisticamente melhor

do que o outro e se dentro de cada método a qualidade de separação para cada instrumento varia ou não.

A opção pelo estudo com participantes se dá pelo fato do ser humano ser considerado o padrão ouro com relação à capacidade de separação de fontes de áudio e por não ter atualmente um modelo psicoacústico que consiga reproduzir de forma objetiva a habilidade humana. A opção pela comparação qualitativa entre os métodos vem da dificuldade de se atribuir números absolutos para a qualidade da separação que demandam métricas e métodos estatísticos mais complexos, portanto optou-se pela simplicidade além do fato de não exigir dos participantes alguma forma de conhecimento prévio da tarefa de separação dos sinais e a consequente medição da qualidade, bastando apenas sua percepção.

1.3 Local de Realização

Vale à pena descrever a empresa onde o TCC foi desenvolvido. Veja o exemplo abaixo.

O trabalho de conclusão de curso foi desenvolvido na empresa ..., no Departamento de ..., responsável por toda a implementação do sistema de ...

A empresa realiza projetos de pesquisa e desenvolvimento, consultoria e treinamento nas áreas de ...

A ... foi criada em ...

A empresa é dividida em três departamentos: (o arquivo Introducao.tex mostra como criar a lista abaixo)

- Departamento de ...
- Departamento de ...
- Departamento de ...

Este projeto foi desenvolvido no Departamento de ..., que é o responsável por ...

Os demais Departamentos englobam as funções de ...

Todos os departamentos trabalham em conjunto. O Departamento de ..., por exemplo, precisa manter um grande vínculo com o Departamento de ... Isso ocorre porque todas as especificações de hardware e sistemas influenciam a forma de implementação de serviços, organização de tabelas e recursos disponíveis.

1.4 Estrutura da Monografia

O trabalho está dividido em quatro capítulos. Este capítulo apresentou uma introdução ao projeto a ser descrito nesta monografia e a empresa onde o trabalho foi realizado. O Capítulo 2 descreve os princípios básicos de um sistema ... (sistema onde se insere o trabalho) e abrange todos os conceitos necessários para um melhor entendimento do projeto. O Capítulo 3 aborda a metodologia de desenvolvimento, seguida pela implementação dos No Capítulo 4 tem-se a conclusão da monografia e algumas sugestões e dificuldades encontradas na realização do projeto.

Capítulo 2

Descrição do Processo

Se desejar, uma visão geral do Capítulo pode ser colocada antes da primeira Seção. Este é o capítulo de descrição do processo e formulação do problema. Tendo em vista que se trata de uma monografia de engenharia de controle e automação, em muitos casos, é fundamental a apresentação dos sensores e atuadores do processo.

2.1 Processo de Fazer Alguma Coisa

...

2.2 Instrumentação do Processo

Continua ...

2.3 Resumo do Capítulo

Não termine de forma abrupta.

Capítulo 3

Metodologia e Revisão Bibliográfica

Neste capítulo, você deve apresentar uma breve revisão bibliográfica sobre as técnicas utilizadas para solução do problema.

Ao longo do tempo, diversas técnicas e abordagens foram desenvolvidas e aplicadas ao problema de ASS, levando a diferentes linhas de pesquisa em que todas têm em comum a aplicação em maior ou menor grau de conceitos e ferramentas de processamento de sinais, modelagem de fontes de áudio como fonte-filtro, álgebra linear, probabilidade e estatística [4]. Além disso, sinais de áudio multicanais (como áudio estéreo, surround 5.1, surround 7.1) demandam técnicas diferentes daquelas utilizadas em sinais que possuem apenas um canal (áudio mono), contribuindo ainda mais para a diversidade de linhas de pesquisa.

3.1 Blind Source Separation e Análise de Componentes Independentes

Historicamente, as primeiras abordagens para tratar o problema partiram de simplificações da teoria de sinais e sistemas dinâmicos lineares em que a partir de um número conhecido F de fontes e um número conhecido S de sensores (microfones), os sinais captados por cada microfone no domínio do tempo poderiam ser representados a partir da convolução entre o sinal de cada fonte e a resposta ao impulso do sistema composto pela agregação dos efeitos de propagação e interferência agindo entre cada fonte e o sinal captado pelo sensor (como a reverberação do ambiente de gravação, interferências de outras fontes, filtros dos circuitos eletrônicos dos sensores, etc.). Como pode-se notar, ainda que simplificações na forma da premissa de o número de fontes ser conhecido e o fato deste tipo de modelo de respostas ao impulso considerar que as fontes são pontuais e estacionárias [7], a identificação e modelagem do sistema dinâmico através das respostas ao impulso não é uma tarefa trivial e geralmente sequer possível, portanto, foram necessárias simplificações adicionais deste problema como a consideração da escassez de informação sobre as fontes e sobre o processo de mistura no que é conhecido na literatura como Blind Source Separation (BSS) [8] e [9], na qual a técnica de Análise de Componentes Independentes (Independent Component Analysis - ICA) é uma das mais exploradas até hoje.

A ICA faz uma série de suposições simplificadoras, dentre elas que as fontes são estatisticamente independentes, que a mistura pode ser modelada como uma simples combinação linear dos sinais da fonte (ou seja, a mistura é apenas instantânea e efeitos de convolução

não são modelados), além de que a solução do sistema linear formado pode ser obtida apenas quando há um número de microfones igual ou maior do que o número de fontes ($S \geq F$). A formalização matemática da ICA assim como melhorias do método visando resolver as limitações de número de fontes, efeitos de convolução e não-linearidades do processo de mistura são exploradas em [10] dado que os sinais de áudio de forma geral não atendem às restrições impostas pela técnica, por exemplo o fato da maioria ser no formato mono ou estéreo e possuir mais do que duas fontes sonoras.

3.2 Máscaras Espectrais

Outra abordagem derivada diretamente da teoria de processamento de sinais consiste na filtragem do sinal misturado, isto é, realizar uma espécie de equalização na mistura atenuando ou amplificando determinadas frequências assumindo que diferentes fontes apresentam características e regiões espectrais diferentes, porém, como o sinal de áudio muda ao longo do tempo, é necessário que esta equalização também mude de forma correspondente, portanto, de forma a obter este efeito, utilizam-se máscaras espectrais que consistem em filtros cujas características são variantes no tempo [11], portanto, as máscaras espectrais operam tanto no domínio da frequência quanto no domínio do tempo simultaneamente, logo, sua aplicação se dá numa representação Tempo-Frequência do sinal como o espectrograma do sinal misturado. Uma breve explicação do espectrograma é feita no capítulo de fundamentos teóricos.

Trecho do capítulo de fundamentos teóricos explicando o espectrograma

O espectrograma é uma representação de como o espectro de frequências do sinal varia ao longo do tempo obtido através da transformada de Fourier (TF) de tempo curto (STFT), onde definem-se intervalos de tempo (janelas/bins) nos quais serão realizados a TF de forma sucessiva ao longo da duração do sinal. O espectrograma é obtido a partir da magnitude da TF para cada intervalo de tempo, como ilustrado na figura [REF.], onde o eixo vertical corresponde às frequências, o eixo horizontal ao tempo e a cor de cada ponto a intensidade/magnitude da TF naquela frequência naquela janela de tempo.

Existem diversas técnicas para obter máscaras espectrais de acordo com as características do sinal (como o número de canais) e premissas sobre as fontes misturadas (como o número de fontes, a distribuição espectral de cada uma, etc.) e a separação é obtida através da multiplicação matricial da máscara pela representação tempo-frequência do sinal. Para o caso em que há apenas um canal, a máscara espectral é geralmente representada como uma matriz de valores reais entre 0 e 1. Além disso, elas podem ser classificadas de acordo com os valores que podem assumir, como as máscaras binárias que são restritas apenas aos valores 0 e 1 (i.e., de forma discreta) e que são aplicadas em problemas de separação de fala [12], enquanto as máscaras que podem assumir qualquer valor real entre 0 e 1 são classificadas como soft-masks ou ratio-masks e apresentam desempenho superior às máscaras binárias como demonstrado nos estudos [13] e [14] em que a separação obtida apresenta uma melhor relação sinal-ruído (SNR). Já quando o sinal é multicanal, dificuldades adicionais como a diferença de tempo entre os sinais da mesma fonte em cada canal devem ser levadas em conta e como consequência as máscaras espectrais passam a ser representadas como matrizes de valores complexos de forma a modelar a diferença de fase entre os sinais.

3.3 Modelagem Fonte-Filtro

Outra abordagem envolve a modelagem das diferentes fontes de áudio a partir do modelo fonte-filtro constituído por um sinal de excitação (a fonte) que é alterado por um filtro que representa alguma característica do meio ou instrumento. A alteração do sinal pelo filtro se dá pela mudança do envelope espectral do sinal. Esta abordagem é muito utilizada na modelagem de voz como em [15], onde a fonte do sinal de excitação corresponde aos pulsos glotais gerados pelas cordas vocais e o filtro corresponde ao trato vocal.

Outra possibilidade é a modelagem tanto de melodias cantadas por vozes quanto de instrumentos afinados dado que em teoria musical as notas são determinadas por frequências específicas (chamadas de frequências fundamentais) e o timbre dos instrumentos é derivado do envelope espectral dos harmônicos que são múltiplos inteiros da frequência fundamental, logo, pode-se modelar a fonte como o sinal senoidal puro com a frequência fundamental e o timbre através do filtro. Além disso, esta modelagem é facilitada dado que geralmente apenas um conjunto reduzido de notas ocorrem em cada música por causa de conceitos de teoria musical como escala, tom, campo harmônico, etc.

O modelo fonte-filtro e as considerações sobre a característica harmônica de instrumentos e melodias cantadas necessitam de métodos de identificação da frequência fundamental assim como a sua correspondente variação ao longo do tempo para extração das melodias. Estes métodos em conjunto com o modelo fonte-filtro foram explorados em trabalhos como em [16] onde após realizar a identificação das frequências fundamentais ao longo da melodia através da STFT, realizou-se a sintetização das fontes através do modelo fonte-filtro de cada uma. Abordagem similar foi utilizada no trabalho [17] de forma a separar sinais musicais de voz acompanhada de piano. Porém os resultados obtidos pela sintetização a partir do modelo fonte-filtro e da harmonicidade sofrem do problema de soarem artificiais pela característica metalizada, como discutido em [6], decorrente das diferenças entre os sinais de excitação estimados para as fontes e os sinais reais, o que expõe a sensibilidade destes métodos à qualidade do modelo fonte-filtro e à qualidade de extração da melodia o que impede a aplicação em gravações que fogem das condições ideais que o método exige. Além disso, nem todos os instrumentos podem ser modelados como harmônicos, como é o caso de instrumentos percussivos, demandando portanto novas abordagens.

3.4 Fatoração e Co-Fatoração de Matrizes Não-Negativas

De forma a atacar as limitações dos métodos harmônicos com modelo fonte-filtro, outras abordagens passaram a considerar a natureza repetitiva de sinais musicais, como as repetições rítmicas, as repetições de notas em escalas, as de acordes na progressão harmônica e as repetições de estruturas musicais como versos e refrões presentes em músicas populares. Essas repetições podem ser modeladas como um conjunto de estruturas básicas (features) que aparecem e são combinadas em determinados momentos, no caso de sinais musicais isso corresponde a considerar que o espectrograma da mistura pode ser decomposto em poucos espectrogramas bases que são ativados e combinados ao longo do tempo, sendo este o fundamento do algoritmo de fatoração de matrizes não-negativas (Non-negative Matrix Factorization - NMF) [18] em que uma matriz de valores não-negativos é decomposta como o produto entre outras duas matrizes também não negativas, sendo que o algoritmo é explicado com mais detalhes no capítulo de fundamentos teóricos. O algoritmo de NMF foi aplicado

em sinais musicais em [19] e [20], porém como o algoritmo não garante unicidade de soluções e por ser um caso especial de BSS, a interpretação da separação em instrumentos é prejudicada além do fato de que por ser um algoritmo de aproximação por "low-rank", ele não é adequado para vocais e instrumentos que apresentam menos repetições. De forma a atacar estes problemas, uma variação do algoritmo chamada de co-fatoração de matrizes não-negativas visa realizar a fatoração conjunta da matriz alvo (o espectrograma) e uma matriz contendo informação adicional como melodias, vocais e acompanhamento quando disponíveis de forma que a fatoração obtida apresenta componentes compartilhadas com as matrizes de informação, como mostrado pelos resultados em [21] e [22] para o caso de instrumentos percussivos e em [23] para vocais.

3.5 Redes Neurais Artificiais

Atualmente as abordagens que têm produzido resultados mais promissores e superiores aos métodos já explorados são aquelas baseadas em aprendizado de máquina como redes neurais artificiais, dada a disponibilidade atual do grande volume de dados para treinamento. Como os métodos discutidos acima são baseados sempre em alguma espécie de modelagem que exigem determinadas suposições que quando não satisfeitas produzem resultados insatisfatórios, as abordagens por aprendizado de máquina se destacam pela ausência destas suposições, onde o modelo é obtido pelo treinamento a partir dos exemplos. A primeira aplicação das redes neurais em ASS se deu em [24] com o emprego de redes neurais recorrentes (Recurrent Neural Networks - RNN). Já em [25], redes neurais convolucionais (Convolutional Neural Networks - CNN) foram utilizadas para extração de vocais. Em [26], os autores aplicaram redes neurais feedforward (Feedforward Neural Networks - FNN) para separação de instrumentos e re-mixagem de músicas de Jazz.

Os trabalhos mais recentes buscam associar redes neurais profundas com técnicas dos modelos descritos neste capítulo, aumentando assim o desempenho destes algoritmos, como em [27] que na saída de uma RNN foi inserida uma camada extra de uma máscara espectral usada para gerar os espectros das fontes separadas e portanto o processo de aprendizado aproxima de forma indireta a máscara espectral ideal que produz a melhor separação, onde os resultados obtidos superaram os algoritmos estado da arte em separação de voz.

Os problemas associados com o emprego de redes neurais são o custo computacional no treinamento dos algoritmos e a necessidade de uma grande base de dados para treinamento, além da dificuldade de interpretação dos milhares de parâmetros dos modelos que estas redes geram [6].

3.6 Técnica 1

Aqui você encontra um exemplo de inserção de figura. Veja o arquivo DescricaoProjeto.tex para ver os comandos.

A figura 3.1 tal aparece.

Para referenciar a Figura 3.2, veja arquivo .tex.

$$f = ma \tag{3.1}$$

A equação 3.1

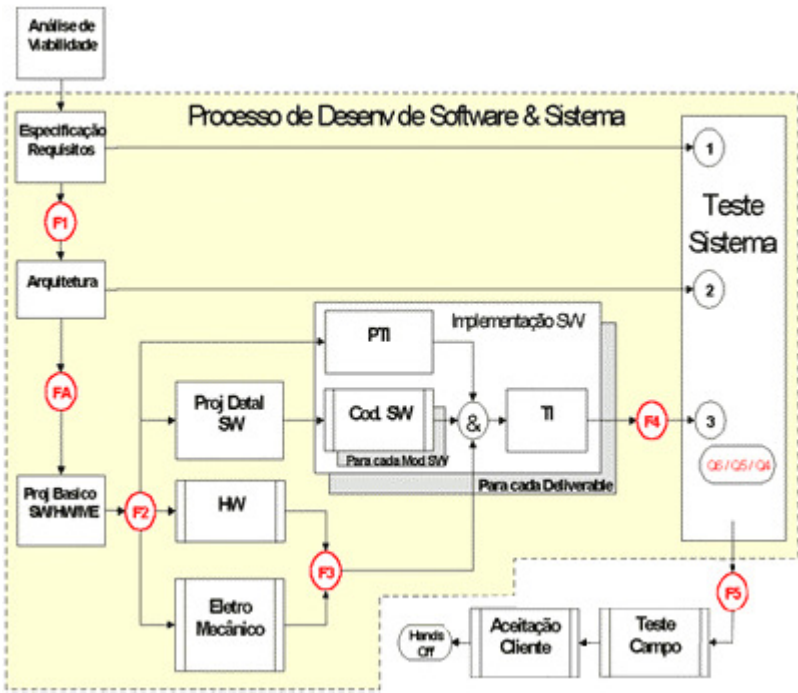


Figura 3.1: figura teste

1	2
1	2
1	2
1	2
1	2
1	2

3.7 Técnica 2

3.8 Resumo do Capítulo

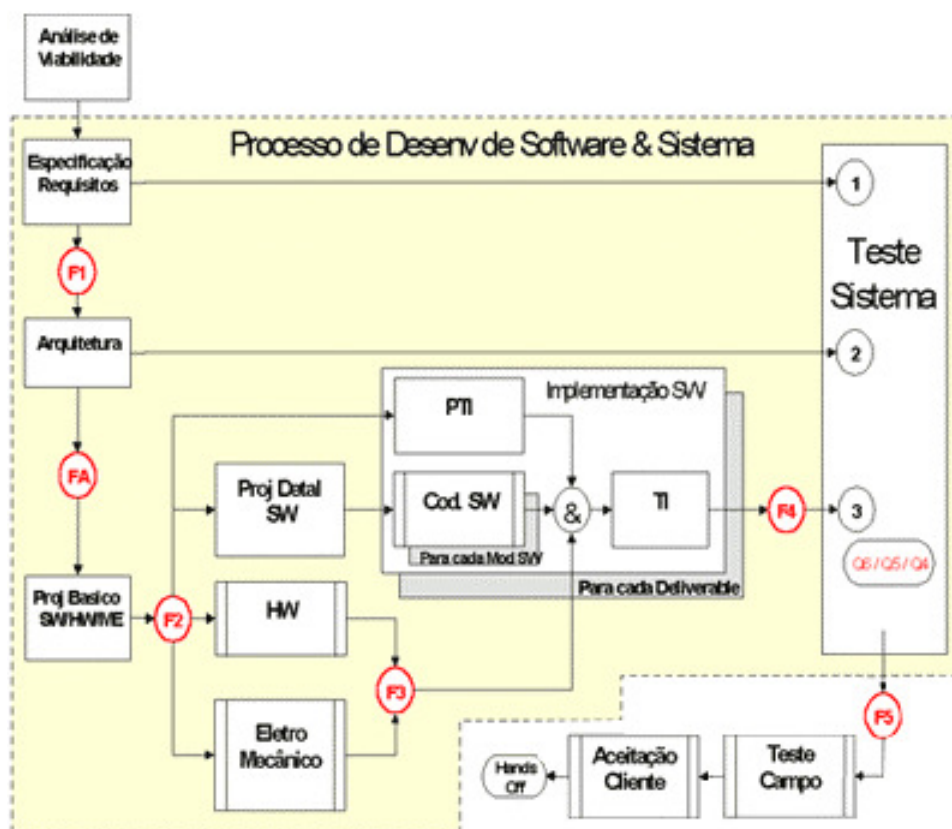


Figura 3.2: Ciclo de desenvolvimento de um projeto.

Capítulo 4

Resultados

Para a execução do projeto, algumas etapas de desenvolvimento tiveram de ser seguidas: familiarização com o sistema, estudo dos módulos envolvidos, leitura dos requisitos, elaboração de documento descrevendo todo o processo de implementação e relacionamento com os diversos módulos, implementação e testes.

4.1 Atividades do Projeto

4.2 Requisitos do Sistema

Para referenciar a Figura 4.1, veja arquivo .tex.

Aqui começa uma sub-seção.

4.3 Desenvolvimento e Implementação

Aqui começa outra seção.

Para inserir a tabela abaixo, veja arquivo .tex.

Aqui você referencia a tabela: a Tabela 4.1 explicita os pontos mais relevantes na implementação do SRUC.

4.4 Testes

4.5 Resumo do Capítulo

Esse capítulo pode ser dividido em duas partes $f = ma$ blaba

$$f = ma \tag{4.1}$$

$$x = 2 \tag{4.2}$$

$$\tag{4.3}$$

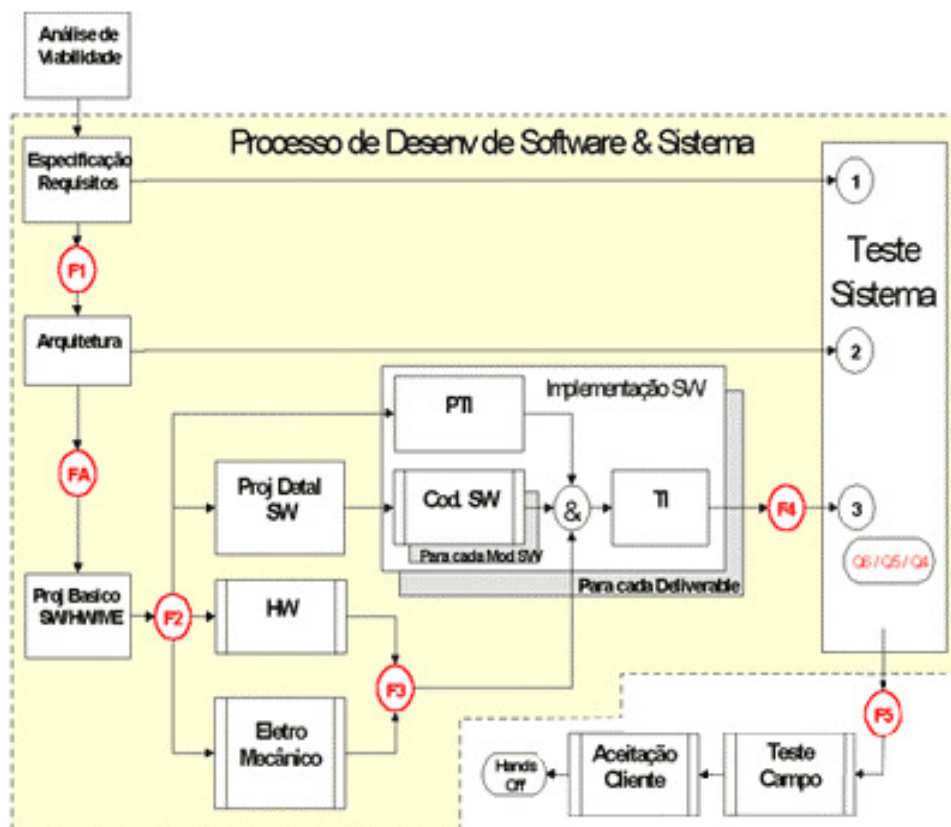


Figura 4.1: Ciclo de desenvolvimento de um projeto

1. Uso do serviço	Para o assinante rastrear uma chamada, ele deverá tirar o telefone do gancho, esperar pelo tom de discagem e então discar o código de acesso ao serviço.
2. Processamento do serviço	Caso o assinante tenha acesso ao serviço SRUC, ele deverá ouvir um anúncio, ao discar o código de acesso, explicando que o serviço SRUC foi acessado. Dessa forma, se os dados a serem rastreados forem suficientes, o sistema deverá fornecer uma mensagem de confirmação de serviço realizado
3. Ativação da última chamada recebida	A ativação do serviço somente será válida para a última chamada recebida.
4. Mais de uma ativação para a mesma chamada	Se o assinante tentar ativar o serviço para a mesma chamada ele deverá ouvir novamente o anúncio de serviço realizado, mas não irá gravar os dados novamente
5. Número privado do assinante A	O sistema deverá mostrar o número do assinante chamador mesmo que este não possa ser mostrado.
6. Chamadas intercentrais	Para que o serviço possa valer para chamadas intercentrais a central deverá utilizar a sinalização SS7, e o número do assinante A será obtido pela mensagem IAM.
7. Informações de um registro	Um <i>trace</i> do serviço deverá possuir os seguintes itens: Número do assinante A Hora da chamada recebida Data da chamada recebida Número do assinante B Hora da solicitação do serviço Data da solicitação do serviço Dados sobre rota para chamadas intercentrais
8. Tratamento para assinante sem serviço	Se um assinante discar o código de acesso ao serviço, a central deverá fornecer tratamento padrão de acesso negado.
9. Tipos de telefones	A central deve permitir que o assinante com o serviço possua tanto DTMF quando Dial Pulse
10. Comandos do sistema supervisorio	O sistema supervisorio conectado à central deverá disponibilizar um comando para que o operador possa descarregar o arquivo com os <i>traces</i> das chamadas para os diversos assinantes de uma central. Um comando para visualizar os <i>traces</i> também será necessário.

Tabela 4.1: Requisitos do Serviço SRUC

$$f = ma \tag{4.4}$$

$$x = 2 \tag{4.5}$$

$$\tag{4.6}$$

$$f = ma \tag{4.7}$$

$$x = 2 \tag{4.8}$$

$$\tag{4.8}$$

Capítulo 5

Conclusões

5.1 Considerações Finais

Aqui vai o texto da conclusão.

5.2 Propostas de Continuidade

Referências Bibliográficas

- [1] The cocktail party effect. https://en.wikipedia.org/wiki/Cocktail_party_effect. Acesso em 22 de Abril de 2023.
- [2] Inverse problem. https://en.wikipedia.org/wiki/Inverse_problem. Acesso em 22 de Abril de 2023.
- [3] Giles martin says that he could only remix the beatles' revolver album in stereo because of peter jackson's ai-powered audio separation technology: "it opened the door". <https://www.musicradar.com/news/the-beatles-revolver-stereo-remix-ai-tech>. Acesso em 22 de Abril de 2023.
- [4] Z. Rafii, A. Liutkus, F. R. StÄ¶ter, S. I. Mimilakis, D. FitzGerald, and B. Pardo. An overview of lead and accompaniment separation in music. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 26(8):1307–1335, Aug 2018.