



Universidade do Minho
Escola de Engenharia

Gonalo Braz Afonso

OCR para documentos estruturados antigos
Old structured documents OCR



Universidade do Minho
Escola de Engenharia

Gonçalo Braz Afonso

OCR para documentos estruturados antigos
Old structured documents OCR

Dissertação de Mestrado
Mestrado em Engenharia Informática

Trabalho efetuado sob a orientação de
José João Antunes Guimarães Dias Almeida

Direitos de Autor e Condições de Utilização do Trabalho por Terceiros

Este é um trabalho académico que pode ser utilizado por terceiros desde que respeitadas as regras e boas práticas internacionalmente aceites, no que concerne aos direitos de autor e direitos conexos.

Assim, o presente trabalho pode ser utilizado nos termos previstos na licença abaixo indicada.

Caso o utilizador necessite de permissão para poder fazer um uso do trabalho em condições não previstas no licenciamento indicado, deverá contactar o autor, através do RepositóriUM da Universidade do Minho.

Licença concedida aos utilizadores deste trabalho:

[Caso o autor pretenda usar uma das licenças Creative Commons, deve escolher e deixar apenas um dos seguintes ícones e respetivo lettering e URL, eliminando o texto em itálico que se lhe segue. Contudo, é possível optar por outro tipo de licença, devendo, nesse caso, ser incluída a informação necessária adaptando devidamente esta minuta]



CC BY

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/> *[Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original. É a licença mais flexível de todas as licenças disponíveis. É recomendada para maximizar a disseminação e uso dos materiais licenciados.]*



CC BY-SA

<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/> [Esta licença permite que outros remisturem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito e que licenciem as novas criações ao abrigo de termos idênticos. Esta licença costuma ser comparada com as licenças de software livre e de código aberto «copyleft». Todos os trabalhos novos baseados no seu terão a mesma licença, portanto quaisquer trabalhos derivados também permitirão o uso comercial. Esta é a licença usada pela Wikipédia e é recomendada para materiais que seriam beneficiados com a incorporação de conteúdos da Wikipédia e de outros projetos com licenciamento semelhante.]



CC BY-ND

<https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/> [Esta licença permite que outras pessoas usem o seu trabalho para qualquer fim, incluindo para fins comerciais. Contudo, o trabalho, na forma adaptada, não poderá ser partilhado com outras pessoas e têm que lhe ser atribuídos os devidos créditos.]



CC BY-NC

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/> [Esta licença permite que outros remisturem, adaptem e criem a partir do seu trabalho para fins não comerciais, e embora os novos trabalhos tenham de lhe atribuir o devido crédito e não possam ser usados para fins comerciais, eles não têm de licenciar esses trabalhos derivados ao abrigo dos mesmos termos.]



CC BY-NC-SA

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/> [Esta licença permite que outros remisturem, adaptem e criem a partir do seu trabalho para fins não comerciais, desde que lhe atribuam a si o devido crédito e que licenciem as novas criações ao abrigo de termos idênticos.]



CC BY-NC-ND

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/> [Esta é a mais restritiva das nossas seis licenças principais, só permitindo que outros façam download dos seus trabalhos e os comparti-

lhem desde que lhe sejam atribuídos a si os devidos créditos, mas sem que possam alterá-los de nenhuma forma ou utilizá-los para fins comerciais.]

Agradecimentos

Escreva aqui os seus agradecimentos. Não se esqueça de mencionar, caso seja esse o caso, os projetos e bolsas dos quais se beneficiou enquanto fazia a sua investigação. Pergunte ao seu orientador sobre o formato específico a ser usado. (As agências de financiamento são bastante rigorosas quanto a isso.)

Declaração de Integridade

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri à prática de plágio nem a qualquer forma de utilização indevida ou falsificação de informações ou resultados em nenhuma das etapas conducente à sua elaboração.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho.

Universidade do Minho, Braga, janeiro 2024

Gonçalo Braz Afonso

Resumo

A digitalização de documentos permitiu uma nova forma de salvaguardar informação para a prosperidade, evitando a sua perda para o deterioramento físico destes. De forma a posteriormente transcrever estes documentos para permitir uma consulta, procura, processamento e manipulação mais simples destes o uso de software de **OCR** é essencial. Esta tecnologia é no entanto dependente, em diferentes níveis, das características do seu alvo, nomeadamente: qualidade da imagem, complexidade da estrutura do documento, linguagem do texto. Documentos mais antigos, em especial jornais por apresentarem estruturas mais complexas, apresentam por este motivo resultados que diferem bastante do seu conteúdo original; tanto a nível do texto reconhecido, como da sua organização para os diferentes outputs disponíveis (ex.: txt simples).

A tarefa de extrair informação destes documentos, como por exemplo o isolamento e extração de artigos, torna-se numa tarefa complexa e propícia a erros. Este trabalho pretende então a criação de uma ferramenta ou um conjunto de ferramentas que permitam auxiliar o processo de extração de conteúdo de documentos, primeiramente mas não exclusivamente, mais antigos e de estruturados, com especial foco em jornais. A pipeline do projeto pretende então ser capaz de detetar e lidar com os diferentes pontos de risco nestes documentos: qualidade da imagem, erros nos resultados de **OCR**, segmentação e organização do documento, criação do output organizado.

Diferentes alternativas para **OCR** assim como métodos de tratamento destes problemas serão estudados, comparados e implementados de forma a encontrar a melhor solução para a resolução deste problema. O produto final implementado será composto por uma ferramenta utilizável num formato de um **GUI** simples ou comando de consola.

Para documentos antigos a linguagem, como mencionado, pode afetar os resultados de **OCR**. Deste modo, como objetivo secundário, propõe-se a criação de uma ferramenta que facilite a criação de um dicionário para diferentes iterações de uma linguagem para este ser posteriormente fornecido ao motor **OCR**.

Palavras-chave OCR, Digitalização, Documentos estruturados, Documentos antigos, Segmentação de documentos, Tratamento de imagem, Modernização de texto

Abstract

Write abstract here (en)

Keywords OCR, Digitalization, Structured documents, Old documents, Document segmentation, Image treatment, Text modernization

Conteúdo

I	Material Introdutório	1
1	Introdução	2
1.1	Enquadramento e motivação	2
1.2	Objetivos	3
1.3	Estrutura da dissertação	4
2	Estado da arte	6
2.1	Reconhecimento ótico de caracteres	6
2.1.1	Introdução	6
2.1.2	Breve história e evolução	7
2.1.3	Processo OCR	7
2.1.4	Desafios	9
2.1.5	Tecnologia	10
2.2	Pré Processamento para OCR	11
2.3	Pós Processamento para OCR	15
2.4	Segmentação de documentos	19
2.5	Trabalho relacionado	21
2.5.1	Extração de conteúdo de jornais	21
2.5.2	Ordem de leitura	23
2.6	Outros	24
2.7	Conclusões	25
3	O problema e os seus desafios	26
3.1	Desafios	26
3.2	Plano da Solução	27

II	Core da Dissertação	29
4	Contribuição	30
4.1	Introdução	30
4.2	Sumário	30
5	Aplicações	31
5.1	Introdução	31
5.2	Sumário	31
6	Conclusões e trabalho futuro	32
6.1	Conclusões	32
6.2	Perspetiva de trabalho futuro	32
7	Planeamento	33
7.1	Atividades	33
III	Apêndices	37
A	Trabalho de apoio	38
B	Detalhes dos resultados	39
C	Listings	40
D	Ferramentas	41

Lista de Figuras

1	Pipeline da solução	27
---	-------------------------------	----

Lista de Tabelas

1	Plano de atividades.	33
---	------------------------------	----

Acrónimos

CNN Convolutional Neural Network.

DPI dots per inch.

EA Estado da Arte.

GAN Generative Adversarial Network.

GUI graphic user interface.

LSTM Long Short Term Memory.

ML Machine Learning.

NLP Natural Language Processing.

OCR reconhecimento óptico de caracteres.

PSNR Peak signal-to-noise ratio.

RPD Relatório de Pré-Dissertação.

SSIM Structural similarity index measure.

Glossário

codec Algoritmo de compressão com o propósito de diminuir a dimensão de uma entidade..

ground truth Em OCR, este é o nome dado ao conteúdo do documento original. Usualmente apenas o conteúdo textual é considerado..

word embeddings Forma de vetorização de uma palavra. O vetor de uma palavra representa os seus valores num conjunto de características..

Parte I

Material Introdutório

Capítulo 1

Introdução

1.1 Enquadramento e motivação

A digitalização tem um papel fundamental na conservação, disponibilização e proliferação de documentos físicos, não só contemporâneas, como de eras anteriores à revolução da informação. Esta tecnologia, acoplada a ferramentas de **OCR**, veio trazer uma facilidade de navegação, consulta e manipulação destes documentos que anteriormente não era possível.

A eficácia de **OCR** é no entanto dependente de vários fatores nas imagens ou ficheiros alvo: a qualidade das imagens, como a resolução, estado do documento, coloração, qualidade/tipo de escrita; a estrutura dos documentos - quanto mais complexo, mais difícil é obter a informação de forma automática mantendo a congruência original; linguagem do texto, sendo que por vezes diferentes tecnologias, como por exemplo **Tesseract**, procuram verificar a sua confiança na deteção com o vocabulário conhecido, o qual pode no entanto não coincidir com a época de produção do documento; entre outras.

Estas dependências são especialmente notórias quando se envolvem documentos mais antigos, os quais podem, além de apresentar envelhecimento causado pelo tempo e danos pelas condições de armazenamento, devido às limitações tecnológicas assim como por vezes à falta de convenções de formatação dos documentos, não dispor de uma consistência no formato e texto (estrutura, alinhamento, dimensões dos caracteres, fonte de texto consistente, etc.) usual nos documentos atuais. Estes fatores, resultam então num reconhecimento de texto não tão satisfatórios como se esperaria.

Estes documentos antigos são mais comumente, mas não exclusivamente, reconhecidos como anteriores à era da digitalização, sendo que o foco de trabalho será maioritariamente dirigido a documentos desta época, como jornais, revistas e outros, do século passado ou anteriores.

Em especial documentos com estruturas complexas, como é o caso de jornais, onde é possível a segmentação em diferentes partes com conteúdo e propósito distinto e ao mesmo tempo uma ordem de leitura complexa i.e., não segue apenas regras simples de posição do conteúdo (texto da esquerda antes

do texto da direita e cima antes de baixo) mas que exige também noção das características e relação do conteúdo.

Mesmo para ficheiros do tipo **hOCR** ou **PDF**, que já passaram por um processo de reconhecimento de texto, a complexidade da estrutura dos documentos originais ou problemas nos elementos que contém o texto (como por exemplo elementos sobrepostos ou que se intersejam) dificultam a extração e interpretação do seu conteúdo, podendo ser facilmente perdida a lógica original.

Por estas razões, seria útil uma ferramenta que permita uma deteção e tratamento destes documentos de forma automática e de uso simples, permitindo um certo nível de configuração para adaptação entre tipos de documentos com características bem definidas e distintas.

O presente documento pretende então servir como um estudo dos desafios apresentados por estes tipos de documentos perante **OCR**, assim como a procura de soluções para a melhoria dos resultados na deteção e extração de texto e assim criar uma ferramenta que torne o processo de extração de informação destes tipos de documentos mais simples e fiável.

Como trabalho complementar, é proposta a implementação de um método de modernização do conteúdo extraído, envolvendo a criação de uma ferramenta capaz de criar dicionários entre diferentes iterações de uma mesma linguagem.

1.2 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é a realização de um estudo sobre os problemas apresentados à extração de conteúdo de documentos de estrutura complexa - mantendo a sua lógica original -, assim como a implementação de uma solução para resolver ou mitigar estes desafios, aumentando a confiança na informação extraída. Em termos dos casos alvo do trabalho, será prioridade o estudo de jornais com texto máquina. Jornais por serem um particular tipo que apresenta mais dificuldades e se encontra em maior procura de soluções; e texto máquina por ser mais comum para este tipo de documento. Esta segunda restrição é menos relevante pois não é uma dificuldade do trabalho e pode ser resolvida perante a escolha da tecnologia a usar.

Especificando, os objetivos são:

- Estudar os diferentes softwares de **OCR** disponíveis e as diferenças entre estes.
- Estudar as dificuldades que documentos podem apresentar no processo de reconhecimento de texto.

- Estudar o trabalho desenvolvido sobre a área de tratamento de imagem, identificação de tipo de documento, segmentação de documentos, algoritmos de cálculo da ordem de leitura, melhoramento de resultados de OCR e métricas de validação de resultado OCR.
- Estudar trabalhos com âmbito similar ou relacionado ao presente.
- Implementação de um conjunto de ferramentas dirigidas à solução dos problemas propostos.
- Implementação de uma ferramenta em formato **GUI** e comando de consola que aplique uma pipeline cujo input seria um ficheiro - imagem, pdf, hOCR -, identifique e trate de problemas deste se necessário para melhorar os resultados de OCR, e por fim devolva um output que mantenha a lógica e conteúdo do documento original.
- Secundário : ferramenta para criação de dicionário de linguagem para modernização de documentos. Ferramenta tem como input duas versões de um documento na mesma linguagem mas iterações diferentes e dá como output um dicionário entre as versões.
 - Estudo sobre criação de léxicos e alinhamento de documentos.

1.3 Estrutura da dissertação

Esta dissertação segue a seguinte estrutura:

- Capítulo 1: Breve contextualização sobre o tema proposto, as dificuldade impostas por documentos estruturados e com digitalizações ou condições físicas degradadas nos resultados **OCR** e a utilidade de uma ferramenta para o tratamento destas. Além disso foram listados os objetivos do trabalho.
- Capítulo 2: Estudo sobre o estado da arte nos tópicos relacionados ao tema da dissertação, as suas dificuldades e soluções destas; estudo de trabalho anteriormente realizado com âmbito similar ao atual.
- Capítulo 3: Listagem dos diferentes problemas que a solução irá abranger e os desafios que estes apresentam.
- Capítulo 4: Descrição da solução implementada, a sua arquitetura, componentes e características.
- Capítulo 5: Apresentação e estudo dos resultados da solução implementada.

- Capítulo 6: Reflexão sobre o trabalho realizado, os resultados e a experiência obtida, assim como uma breve exploração de caminhos para trabalho futuro do projeto.
- Capítulo 7: No último capítulo é explicado o plano de desenvolvimento da dissertação.

Capítulo 2

Estado da arte

Neste capítulo, será feita uma exposição do estado da arte das tecnologias relacionadas com o tema ou relevantes para o projeto, assim como trabalhos relacionados, quer no mesmo tema ou envolvente - algoritmos relevantes para o desenvolvimento -, procurando plantar uma base para o trabalho realizado e futuro, entendendo o que já foi explorado e o que está para vir em alguns casos. O capítulo começa com uma apresentação sobre **OCR** que será a tecnologia pilar do trabalho (2.1), seguido por uma exploração de processos de melhoria dos resultados de reconhecimento usando pré (2.2) e pós processamento (2.3). Depois, o tema de segmentação de documentos (2.4), terminando com o estudo de trabalho relacionado (2.5).

2.1 Reconhecimento ótico de caracteres

2.1.1 Introdução

O reconhecimento ótico de caracteres é a tecnologia base do projeto proposto, estando presente em qualquer instância ou caso de estudo que será explorado, inclusive no caso em que sejam utilizados ficheiros do género **hOCR**, onde não será no software implementado, aplicado o processo de **OCR**, tal deve-se ao facto de estes serem um resultado de **OCR**.

Na sua essência e como o nome indica, software de reconhecimento ótico de caracteres permitem a deteção e transcrição de texto a partir de imagens, de forma automática e autónoma. Utilizando esta habilidade, abriu-se a possibilidade de tornar os documentos digitalizados ao longo do tempo numa fonte mais útil de informação: navegada, consultada e editada mais facilmente. Isto pois, embora a digitalização de documentos seja um grande passo para a sua preservação, a sua consulta posterior requer a adição de dados adicionais, como meta-dados, para permitir a sua indexação.

2.1.2 Breve história e evolução

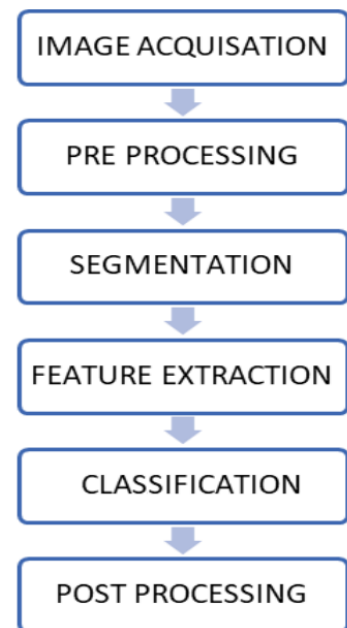
Srihari et al. [2003] e Berchmans and Kumar [2014] apresentam a história do reconhecimento ótico de caracteres desde a concepção do seu ideal no século XIX como uma tecnologia para auxílio de pessoas com impedimentos na leitura, até aos pontos alcançados na última década onde até escrita humana se tornou num desafio, até certo ponto, conquistável. As primeiras instâncias de reconhecimento óptico realizado por máquinas deu-se no final do séc. XIX, mais especificamente em 1870 por Charles R. Carey com a criação de um scanner de retina, mas é necessário esperar até meio do século seguinte e a consequente evolução que decorreu nesta área, para a subárea de reconhecimento de caracteres começar a ver a sua comercialização com a invenção de David Shepard: GISMO. A génese desta tecnologia começou num formato bastante limitado, sendo capaz apenas de reconhecer um conjunto muito limitado de caracteres de uma fonte específica a um ritmo de 1 carácter por minuto, isto em condições de input bem controladas (papel sem ruído, apenas com o texto a ser reconhecido). Esta considerada por Berchmans and Kumar [2014] como a primeira geração de **OCR**. A segunda geração começa a dar os primeiros passos no processamento de escrita humana, como é exemplo o *IBM 1287* na década de 60. A terceira geração, nas décadas de 70 e 80, introduziu um maior foco no processamento da escrita humana e na capacidade de lidar com problemas na imagem original. A quarta geração tornou-se capaz de tratar documentos complexos com misturas entre texto e imagens, assim como qualidades de inputs menos favoráveis, documentos com cor e mais precisão com texto manuscrito. Atualmente com a evolução das técnicas de pré processamento, assim como os algoritmos de reconhecimento e a ascensão da inteligência artificial [Mittal and Garg, 2020], a precisão e flexibilidade dos softwares de **OCR** são capazes de, até em imagens de paisagens, segmentar e reconhecer texto localmente de forma automática e com pouco pré processamento. Além disso, embora tenha sido o foco anteriormente em software **OCR** pago e dedicado a um tipo específico de documentos, a implementação de softwares mais geral e de uso aberto tem-se tornado mais vulgar. Em algumas instâncias complexas - documento complexo e linguagem com caracteres fora do latim -, já existe tecnologia capaz de obter taxas de acerto acima dos 95% mesmo para texto escrito à mão [Mittal and Garg, 2020].

2.1.3 Processo OCR

Um software **OCR** pode ter reconhecimento online ou offline [Srihari et al., 2003][Berchmans and Kumar, 2014]. O primeiro é reconhecimento em tempo real, em que usualmente o input é feito num dispositivo como um tablet digitalizador, no formato de um conjunto de coordenadas, podendo portanto ser mais

preciso a custo de menor flexibilidade na entrada. O mais comum, método offline, recebe como um input por norma uma imagem com o documento finalizado. O bitmap desta imagem será utilizado o alvo do reconhecimento de caracteres. Utilizando este último método um tipo de entrada menos controlado, exige uma fase pré processamento mais minuciosa do que o reconhecimento online. Focando no reconhecimento offline, este pode ser geralmente dividido em 6 partes:

- **Aquisição de input** : imagem a ser reconhecida, incluindo algoritmos de compressão do próprio formato guardado.
- **Pré processamento** : técnicas de manipulação do input para melhorar resultado de **OCR**
- **Segmentação** : segmentação do input, a vários níveis, de modo a isolar o melhor possível os conteúdos relevantes, i.e. o texto.
- **Extração de características** : processo de reconhecimento de características dos caracteres isolados.
- **Classificação** : utilizando as características calculadas é feita a decisão sobre a sua identidade.
- **Pós processamento** : técnicas para melhoria do resultado, como por exemplo a correção de erros ortográficos. Por vezes pode alterar o documento original se este contiver erros deste tipo.



O **Pré Processamento** é um passo essencial para o aumento do acerto do reconhecimento de texto, sendo que ele pretende remover imperfeições do input como: baixo contraste das linhas, texto mal delimitado, ruído de imagem, orientação do documento ou do texto (principalmente manuscrito). Em alguns casos mais complexos, com ajuda de inteligência artificial, também é possível a reposição de partes parciais de uma imagem que foram perdidas, ou remoção de elementos como *watermarks*.

A **Segmentação** é usada para isolar o conteúdo útil do resto da imagem podendo envolver vários passos como: segmentação da página para separar texto do resto do conteúdo; segmentação de caracteres, com o intuito de os separar em caracteres individuais, algo que é especialmente difícil com escrita à mão devido à tendência em criar ligações entre caracteres ou mesmo de os unir; tratamento e normalização dos caracteres isolados - normalização do tamanho, filtração morfológica.

A **Extração de Características** (Feature Extraction) trata-se do processo de detecção e cálculo das características dos caracteres, para a criação do classificador (dependendo da arquitetura) e anotação do que distingue o caráter alvo. Este processo é possivelmente o mais aberto para variações e que, juntamente com o classificador, mais influencia o resultado. Diferentes técnicas de extração de características e **Classificação** são utilizadas e foram estudadas durante as últimas décadas: desde *template matching* [Srihari et al., 2003] onde são usados algoritmos para cálculo de similaridade entre um template e o alvo, a segmentação de características como presença de loops ou traços verticais maiores [Srihari et al., 2003], ou distribuições de pixels [Mittal and Garg, 2020]. Para texto humano, este processo torna-se ainda mais complexo devido à necessidade de lidar com múltiplos caracteres invés de singulares. A classificação passava por um processo de comparação do valor das características calculado com diferentes templates, porém mais recentemente, o uso de estratégias no ramo de machine learning são mais comuns: redes neurais, support vector machines e k- nearest neighbor; são alguns dos modelos mais utilizados [Mittal and Garg, 2020] Berchmans and Kumar [2014]. Por vezes, o classificador utiliza conhecimento do léxico de uma linguagem para ajudar na sua classificação, sendo que documentos com linguagem desatualizada poderão sofrer nesse caso.

O **Pós Processamento** é responsável pelo tratamento do output, responsável por mitigar ou corrigir alguns erros do reconhecimento, desde correções ortográficas a posicionamento na página [Mittal and Garg, 2020].

Este trabalho irá ter como foco principal as secções de pré e pós processamento na procura de aumentar a eficácia do reconhecimento.

2.1.4 Desafios

Com a evolução da tecnologia, os problemas foram mudando de foco, tendo passado por um longo período em que a maior prioridade era a capacidade de reconhecimento de caracteres para além de um escopo limitado, tanto em termos de identidade como estilo, para a capacidade de tratar a imagem de forma a que o reconhecimento tenha uma maior taxa de acerto [Bieniecki et al., 2007]. Alguns dos maiores desafios atualmente para **OCR** são:

- documento original : danos no objeto; texto ilegível ou com um tipo de letra muito complexo; linguagem desatualizada; estrutura complexa; inclinação do texto; distorções da página.
- imagem : má iluminação; múltiplas páginas com orientação diferentes orientações; baixa resolução; pouco contraste; ruído.

- classificador ou extrator de features não adequado para uma dada linguagem.
- resultado : validação quando não se tem a **ground truth** disponível

Dentro destes, o processamento de estruturas complexas será o foco principal e o esperado maior contributo deste trabalho.

2.1.5 Tecnologia

Presentemente, com a proliferação permitida pela internet e a globalização, a disponibilização de ferramentas de **OCR**, anteriormente primariamente privilégio de instituições ou empresas, como bancos [Srihari et al., 2003], tornou-se trivial, acessível através de itens do dia a dia como um computador ou telemóvel de forma gratuita, ex.: Google Lens.

Alguns destes softwares que serão utilizados neste trabalho são:

- **Tesseract**
- **Keras-OCR**
- **PaddleOCR**

Os resultados deste tipo software podem ser genericamente descritos como uma lista de caixas, delimitadoras de texto, o seu conteúdo, i.e. o texto nela contido e, por norma, o nível de confiança no reconhecimento nesse texto. No caso do **Tesseract** [Tesseract], dentro das várias formas que os resultados podem ser apresentados, a lista de caixas pode ser interpretada como uma árvore de blocos, em que cada nível corresponde a um tipo de estrutura no documento: página → bloco → parágrafo → linha → texto. Usando **PaddleOCR** [PaddleOCR], os resultados são mais simples, divididos apenas pelas linhas de texto detetado. Já o **Keras-OCR** [KerasOCR] lista um conjunto de caixas em que cada contém uma palavra reconhecida. Uma outra característica que o **Tesseract** tem é a capacidade de reconhecer, com nível de acerto variável, outros elementos relevantes de um documento, como imagens ou delimitadores. Isto pode, por outro lado, causar erros na interpretação dos resultados por sobreposição ou multiplicação da quantidade de caixas.

O output deste tipo de software pode ainda ser processado para tomar diversas formas: formatos que apenas retem o conteúdo como texto simples ou markdown; formatos que mantêm informação sobre os blocos detetados, como hOCR.

A validação do output é na maioria dos casos medida a partir da comparação com a **ground truth**, o que limita a capacidade de testar e treinar (no caso de **ML** supervisionado) modelos visto que os datasets tem de ser criados de forma minuciosa e consumidora de tempo.

Além dos softwares de reconhecimento, é preciso ter atenção ao tipo dos ficheiros de entrada. Estes são usualmente imagens e, dependendo do tipo de **codec** destes, os algoritmos de compressão aplicados poderão diminuir a qualidade de imagem, no caso de formatos *lossy* como **JPEG**, potencialmente diminuindo o acerto do reconhecimento do texto. [Darwiche et al. \[2015\]](#), no seu estudo demonstra que mesmo entre diferentes tipos de *lossy* **codec** o seu impacto pode variar relevantemente nos resultados de **OCR**, sendo que o formato **JPEG**, um dos mais populares, resultou nas menores taxas de sucesso.

2.2 Pré Processamento para OCR

Como foi listado na secção 2.1.4, existe uma diversa quantidade de defeitos que os documentos originais e as imagens digitalizadas destes podem ter e cuja presença pode afetar negativamente os resultados de software de **OCR**. O pré processamento pode ser considerado como uma fase de tratamento de imagem para remover estes problemas que deterioram o reconhecimento de texto. De forma a entender os diferentes métodos utilizados e a sua evolução para o presente, foram selecionados os estudos: [\[Bieniecki et al., 2007\]](#), [\[Likforman-Sulem et al., 2009\]](#), [\[Souibgui and Kessentini, 2022\]](#), [\[Lat and Jawahar, 2018\]](#), [\[Dey et al., 2022\]](#), [\[Wei et al., 2018\]](#), [\[Bui et al., 2017\]](#). Entre o grande leque de diferentes algoritmos e tratamentos que podem ser aplicados nas imagens, em geral, estes podem ser segmentados nos mais comuns [\[Dey et al., 2022\]](#):

- **binarização/thresholding da imagem** : processo de normalização dos pixels para um de dois valores, mediante um determinado limiar
- **remoção de ruído** : algoritmos para retirar degradações ou sujidades da imagem através de processos como, por exemplo, suavizando a imagem calculando para cada pixel o valor médio da sua vizinhança
- **correções de texto** : alguns casos deste são texto que apresenta um ângulo de rotação, texto com inclinação, distorções locais no texto, *watermarks*
- **super-resolução** : aumentar a resolução da imagem
- **foco da imagem** : acentuação das arestas, diminuir desfocagem

- **transformações morfológicas** : operações sobre a imagem de modo a provocar maior contraste do conteúdo, ou permitir melhor distinção das características, ex.: dilatação do texto para tornar mais fácil a distinção entre regiões com e sem texto.

Para **binarização**, o objetivo principal é distinguir o texto do resto da imagem, daí a alocação dos pixels para 1 de dois valores. Este processo é distinguido principalmente entre o uso de *thresholding* global ou local (ou adaptativo), sendo que o global implica um cálculo das características estatísticas locais dentro da imagem, e é mais adequado para o tratamento de imagens com cor, ou com variações de intensidade dispersas pela imagem [Dey et al., 2022]. Alguns dos algoritmos mais comuns são comparados por Souibgui and Kessentini [2022], onde é evidente a dependência destes nas condições do documento original e da imagem. Um exemplo apresentado é numa imagem com uma mancha escura (com o texto ainda distinguível), o algoritmo de Otsu conseguiu gerar uma imagem com pouco ruído e bom contraste, mas a zona da mancha ficou completamente preta, comparado ao algoritmo de Niblack que, embora com mais ruído, recuperou algum texto dentro da mancha.

A **remoção de ruído** é possivelmente a área com mais alternativas possíveis e das que mais afeta o resultado do reconhecimento por, a nível de pixels, o ruído interferir com a composição dos caracteres ou criar acumulações de informação extra que serão mal identificadas pelos softwares, como notado por Bieniecki et al. [2007]. O ruído nas imagens pode ser de vários o que dificulta a forma de o detetar e tratar. Alguns dos outros tratamentos, como a binarização, transformações morfológicas e alguns tipos de super-resolução, também tratam desta questão mesmo não sendo o seu foco principal. Da mesma forma, alguns dos filtros utilizados podem ter outros resultados como o aumento do contraste ou eliminação de distorções. Alguns dos tratamentos mais comuns do ruído são[Dey et al., 2022][Bui et al., 2017][Bieniecki et al., 2007]:

- filtro Gaussiano
- médias não locais
- suavização com filtro de mínimos locais
- suavização com filtro Wiener

Vários destes métodos resultam tanto na acentuação das arestas do texto, como na remoção de lixo ou ruído à sua volta, recuperando o **foco da imagem**.

A **correção de texto** necessita, ao contrário dos outros processos que podem, mesmo sem uma análise prévia do estado da imagem, melhorar o reconhecimento de texto; desta análise visto que por

exemplo, não se pode aplicar uma rotação na imagem sem saber o ângulo de orientação inicial desta. [Bieniecki et al. \[2007\]](#) faz uma apresentação convincente do efeito de uma rotação de ângulo 15° no reconhecimento do Tesseract, não tendo qualquer acerto. O método proposto passa pela computação de uma linha que afete a margem na extremidade esquerda do texto, de modo a calcular a sua inclinação relativa à margem da imagem e assim descobrir o ângulo de rotação do texto. No espectro mais limitado da sua proposta, devido à sua localidade nos documentos, [Bieniecki et al. \[2007\]](#) discute distorções nos documentos como curvaturas resultantes da bainha de um livro. Aqui, em traços gerais, a linha de curvatura do texto é detetada, com a qual é criado um quadrilátero da área afetada onde será, de acordo com o nível de curvatura na projeção sobre a linha, realizada a correção. Em ambos os casos, os resultados demonstrados para casos de grande deformação, os algoritmos propostos conseguiram tornar a completa falha de reconhecimento para taxas de acerto dentro dos 99%.

A aplicação de **super-resolução** procura auxiliar o processo de reconhecimento ao melhorar a qualidade de imagens de baixa resolução, i.e. aumentar os seus **DPI** e tornar os caracteres mais reconhecíveis. Entre os vários algoritmos utilizados para este propósito, o uso de interpolação tendia a ser o mais comum, porém nem sempre os resultados eram satisfatórios, resultando em imagens transformadas desfocadas, ou com os defeitos originais acentuados, especialmente quando o salto era feito a partir de imagens com **DPI** baixo - 100 para baixo [[Lat and Jawahar, 2018](#)]. No entanto, com os avanços na área das redes neuronais, em particular na categoria de imagens naturais, modelos como as **CNN** [[Wei et al., 2018](#)], [[Lat and Jawahar, 2018](#)] trouxeram uma nova forma treinar algoritmos para tratar imagens de forma adaptativa e com resultados muito melhores do que os algoritmos bem estabelecidos para este problema. Um dos pontos negativos deste tipo de redes é que a criação de datasets de treino é um processo demorado, sendo que para cada imagem de treino (degradada), é necessário uma imagem par com o resultado ideal para validação do resultado. Adicionalmente estes datasets têm de ter casos com características dispersas o suficiente para permitir uma boa generalização do modelo. Um outro modelo que tem vindo a emergir, são as **GAN** que invés de utilizarem uma única rede para gerar conteúdo que depois será validado em cada iteração do treino, utilizam duas redes que competem diretamente; a geradora que tenta transformar imagens de modo a enganar o discriminador que tenta entender se a imagem de input é a imagem original ou se foi gerada. [Souibgui and Kessentini \[2022\]](#) propõe um modelo deste género que demonstra a sua superioridade tanto dos algoritmos baseados em regras, como de modelos baseados em **CNN**.

As **transformações morfológicas** são compostas por vários métodos e interesses diferentes, muitas vezes não com o propósito de melhorar a qualidade da imagem, mas para acentuar certas caracterís-

ticas desta. Por exemplo, técnicas como a dilatação podem ser utilizadas para acentuar regiões de texto de forma a ser possível separar o texto do resto. Por outro lado técnicas de detecção de arestas, erosão ou *thinning*, diminuem o tamanho dos elementos da imagem, podendo simplificar os caracteres tornando o seu reconhecimento, ou das suas características (como loops) mais evidentes [Dey et al., 2022].

Estes diferentes tipos de tratamento podem, na grande maioria dos casos, complementar-se mutuamente e é costume - inclusive nos estudos referenciados - a criação de pipelines de pré processamento que aplicam estes vários tratamentos de forma sequencial. No entanto, como estes diferentes tratamentos impactam diretamente os dados de input para reconhecimento, nem sempre são benéficos e têm de ser escolhidos com cuidado consoante o estado do sujeito. Bui et al. [2017] demonstra precisamente isto mostrando, por exemplo, que a aplicação de um filtro Gaussiano para a redução de ruído num caso de teste reduziu a taxa de acerto do Tesseract para menos de 1 terço comparado ao resultado sem pré processamento. Isto naturalmente dificulta a criação de pipelines automáticas de pré processamento. Nesse mesmo estudo, é proposto o uso de uma CNN que consoante um número limitado de classes que representam conjuntos de técnicas de pré processamento, decide a melhor para uma dada imagem. Esta solução resultou numa melhoria considerável, principalmente para o reconhecimento do Tesseract e, mais interessante, a tendência para certas combinações de técnicas com: binarização escolhida 90% das vezes, redução de ruído 35% e acentuação de contrastes 34%. Como mencionado anteriormente, os avanços no tratamento de imagem com uso de modelos de Deep Learning vem trazer, quando suficientemente generalizados, um método ubíquo para a realização destes vários tratamentos de forma adaptativa. Souibgui and Kessentini [2022] com a GAN proposta, demonstra resultados no tratamento de ruído, focagem, binarização e remoção de *watermarks* excelentes, mesmo tendo em conta que o foco principal do modelo era o aumento da resolução da imagem original.

Métricas de avaliação

No ato de pré processamento, as métricas de avaliação são muitas das vezes subjetivas visto em geral se tratar de tratamento de imagem e nem sempre haver uma versão não degradada das imagens dos documentos. No caso de haver essa versão prístina, uma das métricas mais comuns para testar o tratamento de modelos ou algoritmos são: PSNR que compara o ruído na imagem tratada comparativamente com a original, sendo que valores maiores tendem a significar melhores resultados; e SSIM que tenta ter em conta as similaridades das vizinhanças na imagem, assim como outros aspetos mais relativos a cor e luminosidade, imagens idênticas terão valor 1. Não havendo a possibilidade de testar com uma imagem base, pode-se avaliar o efeito do pré processamento através da variação dos resultados do output ou do

pós processamento.

2.3 Pós Processamento para OCR

Na generalidade, o tratamento dos resultados de **OCR** ronda em torno das correções sob o texto resultante. Estas correções procuram corrigir erros ortográficos, texto irreconhecível ou sem sentido (caracteres lixo ou ruído reconhecido).

Correções a nível dos blocos/caixas que englobam o texto reconhecido, são mais orientadas ao tipo de documento e ao seu contexto e serão analisadas com mais atenção nas secções seguintes.

Nguyen et al. [2021] apresentam um estudo extremamente compreensivo e extenso sobre o estado da arte e o impacto do pós processamento no texto resultante de **OCR**.

Neste estudo, é apresentado primeiramente a importância deste tratamento de texto, não só para aumentar a qualidade das aplicações que o utilizam, exemplo dado no caso de **NLP**: onde taxas de erro por volta dos 7% podem mostrar reduções na qualidade da análise de sentimento de até 30%; mas também no próprio processo de navegação e procura por documentos transcritos por **OCR** : em alguns exemplos os erros de texto não permitiram uma indexação ou reconhecimento de termos de pesquisa correta, não sendo devolvidos na procura.

Em seguida os dois principais erros são listados:

- **não palavra** : quando uma palavra reconhecida pelo motor de **OCR** não se encontra no léxico conhecido
- **palavra real** : a palavra reconhecida pertence ao léxico conhecido, porém difere da **ground truth**

Entre estes dois tipos de erro, o primeiro é consideravelmente mais fácil de detetar e potencialmente corrigir, visto o segundo necessitar de informação extra, quer seja esta a **ground truth** do documento - o que é raro -, ou uma análise da palavra dentro do seu contexto.

O estado segue então para a secção das técnicas de pós processamento. Estas são separadas em dois tipos principais: **manuais** e **(semi-)automáticas**.

As técnicas **manuais** entendem total ação humana e são normalmente dirigidas para projetos mais sensíveis a erros mas que, pela necessidade desta mão de obra, são naturalmente mais custosos, demorados e raros. São casos destes projetos de transcrição de documentos antigos, como é dado exemplo o projeto da biblioteca nacional da Austrália na correção de jornais históricos. Alguns outros casos destas técnicas descritos servem mais para o propósito de avaliação de algoritmos ou criação de casos de teste.

As técnicas **(semi-)automáticas** podem ser agrupadas em dois tipos: **tratamento de palavras isoladas** e **dependentes de contexto**. Dentro destas, o tratamento de palavras isoladas é focado na correção de problemas de 'não palavra', enquanto as dependentes de contexto procuram resolver os dois tipos de problemas.

Dentro das diferentes técnicas baseadas nas **palavras isoladas**, algumas características servem como fundamentos dos algoritmos:

- **Léxico conhecido**
- **Confiança do reconhecimento**
- **Frequência da aparição ou uso de uma palavra**
- **Similaridade da palavra errada com as conhecidas no léxico**

Entre algumas destas técnicas, são realçadas:

Junção de Outputs de OCR

A junção de outputs de OCR visa a escolher entre diferentes resultados para uma dada sequência de palavras, com características distintas (nível de confiança no reconhecimento, quantidade de erros, etc.), e escolher dentro destas ou numa sua mistura, o output final.

Numa 1ª fase, os outputs são então obtidos, onde para isto várias propostas foram feitas, com as principais sendo:

- Usando o mesmo motor OCR, fazer vários reconhecimentos de um mesmo trecho de texto
- Usando o mesmo motor OCR, fazer vários reconhecimentos de um mesmo trecho de texto, com parâmetros diferentes ou tratamento de imagem diferente
- Usando múltiplos motores OCR, fazer vários reconhecimentos de um mesmo trecho de texto

Numa 2ª fase, estes diferentes outputs têm de ser alinhados de forma a poderem ser comparados palavra a palavra. Para isto, algoritmos sob grafos são comuns.

Por último, utilizando um decisor, o output final é escolhido. Este decisor pode tomar várias formas como: modelos de votação, cálculo de similaridade com léxico, modelos **LSTM**.

Embora esta técnica geralmente resulte em resultados melhores do que o reconhecimento simples, exige um maior gasto computacional, assim como do facto de estar limitado ao dicionário conhecido.

Vias lexicais

Uma outra visão sobre o tratamento do texto, é na procura das palavras mais similares à não palavra detetada e, dentro destas decidir qual a que tem maior potencial para a substituir. Este cálculo de similaridade pode ser realizado de várias formas, sendo das mais comuns a distância de Levenshtein, onde se calcula o número de operações mínimas - inserção, remoção ou substituição - a realizar numa palavra para obter outra; variações deste algoritmo, e distância entre n-gramas, que envolve a quantidade de conjuntos de palavras em comum entre as duas palavras comparadas.

Como no caso anterior, estas vias continuam limitadas pelo léxico conhecido, sendo que muito do estudo é dedicado à criação de dicionários mais abrangentes ou adaptados ao documento, ex.: pegando em palavras chaves do documento ou de um tema e criar um dicionário com as páginas mais relevantes de uma pesquisa feito sobre estes.

Modelos de erro e Máquinas de estado finitas com pesos

Os modelos de erro procuram calcular as probabilidades sob as operações nos caracteres da palavra errada e, a partir destes e do léxico conhecido, decidir qual o melhor candidato para substituição.

Estes modelos de erro podem ser complementados por máquinas de estados finitas com pesos. Os modelos de erro são utilizados para a escolha de candidatos para substituir o erro, e os pesos da máquina são dependentes de características entre os candidatos e a palavra errada, como comprimento, semelhança, entre outras.

Modelos de linguagem baseados em tópicos

No decisão de candidatos para substituição da palavra errada, outros trabalhos sugeriram o uso de contexto do documento de forma parcial, i.e. calcular o tópico do documento a partir da análise deste e utilizar esta informação como um variável extra nas fases de decisão de candidatos. Assim, palavras que sejam numa perspetiva global mais raras não serão tão facilmente descartadas como nos métodos anteriores.

Tal envolve no entanto um processo de decisão sobre quais os tópicos que existem, e a adaptação do léxico para criar correspondências entre as palavras e estes dados tópicos.

Dentro dos métodos **dependentes de contexto**, são notados os ramos:

Modelos de linguagem

Partindo como base os modelos anteriormente descritos, complementam os modelos com o cálculo da probabilidade de distribuição de sequências de palavras, sendo estas parte do documento. Assim, para cada palavra, utilizando os seus vizinhos, será calculada a probabilidade daquela sequência ocorrer. Este cálculo pode ser calculado utilizando léxicos já definidos, ou complementando estes com as frequências dos n-gramas de palavras dentro do documento. Estes modelos caem dentro do ramo estatístico.

Um outro tipo é conseguido através de redes neuronais que a partir do texto criam **word embeddings** o que permite calcular a similaridade entre palavras tendo em conta as suas características. Com esta habilidade, as sequências de palavras do texto reconhecido podem ser sujeitas ao cálculo da probabilidade de ocorrerem e, caso este seja muito baixo, poderá ser sinal de um erro de palavra real.

Machine Learning baseado em características

Neste caso o contexto é utilizado dentro de uma quantidade de características mais limitado mas também mais robusto do que na alternativa anterior. Algumas destas características tendem a ser:

- Frequência da palavra - nos casos de treino e no próprio documento
- Frequência dos ngramas com a palavra - nos casos de treino e no próprio documento
- Peso de confusão - conseguido através dos casos de treino
- Confiança do motor OCR na palavra

Seq2Seq - Sequência para Sequência

Esta alternativa tem como noção que este problema de correção é uma questão que pode ser resolvida por tradução máquina, correspondendo à transformação numa sequência de palavras, numa outra idêntica ou semelhante, na mesma linguagem.

Estes modelos, ao contrário dos mencionados de modelos de linguagem - que recebendo uma sequência de palavras analisavam a probabilidade de uma outra ser a próxima na sequência, ou sugeriam a próxima palavra -, recebem uma sequência de palavras e devolvem também uma sequência de palavras.

O estudo termina com uma análise das tendências destas diferentes áreas, onde se pode notar uma aderência maior para tecnologias de inteligência artificial, assim a tendência para a união dos dois ramos de tratamento de texto (semi-)automático nas soluções.

Métricas de avaliação

Como acontece no caso do pré processamento, o pós processamento necessita de uma **ground truth** para poder ser avaliado. Contra esta, diferentes medições podem ser feitas como a percentagem de caracteres ou palavras totais nos dois textos, ou a taxa de acerto tendo em conta alinhamento dos textos. Algumas características como a quantidade de *whitespaces* e indentação também podem ser relevantes para certos tipos de documentos. A quantidade de substituições realizadas, relevantemente de palavras não reais, também pode ser importante para avaliar o software de reconhecimento, embora este erro possa ser resultado de um léxico não apropriado para o documento, ex.: documentos históricos.

2.4 Segmentação de documentos

A segmentação de documentos é um processo que visa decompor o documento nas suas várias secções ou elementos. A sua aplicação pode variar dependendo do objetivo concebido: separação do texto de elementos não texto, retirando informação prejudicial para **OCR**; divisão do conteúdo do documento em várias secções para que possam ser analisadas ou extraídas isoladamente. Por este mesmo motivo, estes processo tem aplicabilidade tanto antes como depois de feito o reconhecimento de texto.

[Eskenazi et al. \[2017\]](#) faz um estudo compreensivo sobre as diferentes metodologias de segmentação de documentos, apresentando as suas diferentes características, evolução e tendências. As diferentes técnicas podem ser divididas de forma comum como:

- **top-down** : divisão a partir da página em blocos mais pequenos
- **bottom-up** : a partir de uma escala mais pequena, ex.: pixels, componentes conectadas; os elementos são aglomerados em conjuntos maiores até completar a página
- **híbrido**

O estudo decide invés seguir por uma divisão em 3 grupos de acordo com a evolução da capacidade dos algoritmos de segmentar diferentes tipos de documentos.

- **Dedicado a um esquema (layout) específico**
- **Capaz de lidar com layouts descritos por um conjunto de parâmetros**
- **Layout potencialmente não restrito**

Algoritmos dedicados a um layout específico

Estes algoritmos têm como objetivo a segmentação de um dado tipo de esquema. Estes tendem a ser mais rápidos e, embora os menos versáteis, apresentam para o seu tipo de alvo resultados difíceis de superar. Dentro destes, existem 3 ramos principais de algoritmos.

O primeiro, são os algoritmos que assumem as características do esquema e, usando estas, criam gramáticas os descrevem, ou criam perfis do esquema que são projetados nas imagens de input para aplicação de heurísticas de alinhamento e análises probabilísticas para detecção de erros ou desalinhamentos

O segundo ramo, foca-se no uso de filtros para realce de regiões de um layout. Estes são normalmente utilizados para documentos em que as linhas do texto sejam retas e a horizontalmente alinhadas. Os casos mais frequentes destes algoritmos aplica morfologias como sequências de erosão e dilatação de forma a identificar imagens, ou Run-Length Smoothing para a formação de manchas em áreas densas com conteúdo.

O último ramo, investiga cálculo das linhas que delimitam uma página de forma que uma segmentação em blocos ocorra naturalmente. Exemplos deste passam pela transformação das linhas do texto em linhas retas; criação de linhas delimitadores através do espaço em branco no documento; transformação de Hough para detecção de linhas.

Algoritmos que usam parâmetros para descrever um layout

Estes algoritmos são mais flexíveis na sua capacidade em lidar com diferentes tipos de documento do que o grupo anterior. Estes grupo trabalha com um grupo de características dos elementos do documento, permitindo assim com o uso deste contexto extra mais versatilidade para lidar com irregularidades. Também este grupo pode ser dividido em alguns ramos.

O mais comum destes é o *clustering* onde, partindo de elementos base, como componentes conectadas, procura criar agrupamentos destes, representantes de elementos de ordem superior, como por exemplo imagens, segundo um conjunto de características destes elementos base: geométricas, de textura (distribuição dos pixels), cor, vizinhança, etc.. Algoritmos híbridos também são usuais, como o uso da informação de uma primeira segmentação em blocos antes de partir para o clustering.

Um outro ramo trata de fazer o agrupamento de elementos no documento original a partir da otimização de funções de custo. São exemplos destas, algoritmos que iteram sobre a realização de segmentação numa página, onde se estima se a realização de novas segmentações diminui o custo da função.

Por último e segundo mais popular, estão os algoritmos de classificação. Estes, a partir de um grupo

de classes predefinido, pretende atribuir uma delas aos elementos do documento. Este ramo ao contrário do de clustering é marcado por todos os algoritmos necessitarem de treino. Vários trabalhos deste género passam por um processo inicial de decisão das melhores features utilizando **ML**.

Algoritmos para segmentação de layout potencialmente não restringidos

As técnicas mais recentes de segmentação estudadas em [Eskenazi et al. \[2017\]](#) englobam um leque de projetos de junção de algoritmos antigos de forma híbrida ou combinada, e algoritmos utilizando redes neuronais. Estes últimos são pouco abordados neste estudo, mas trabalho recente, não apenas na segmentação de documentos, mas em termos de segmentação de imagem tendem para a utilização de **CNN**. Exemplo deste é [He et al. \[2017\]](#) que usa múltiplas redes convolucionais para a segmentação de uma página entre texto e não texto, e dentro do não texto em figura ou tabela.

2.5 Trabalho relacionado

Nesta secção serão estudados trabalhos cujo objetivo ou orientação se assemelha com os objetivos deste projeto, sendo portanto casos de estudo e inspiração relevantes. Os temas abordados são: extração de conteúdo de jornais ([2.5.1](#)) e cálculo de ordem de leitura ([2.5.2](#)). Uma última secção é aberta para trabalho futuro que se mostre complementar ao projeto.

2.5.1 Extração de conteúdo de jornais

Como argumentado no primeiro capítulo, um dos tipos de documentos que mais sofre no processo de reconhecimento de texto são os jornais. Tal deve-se ao facto de estes terem estruturas complexas, interpoladas com imagens, anúncios, elementos de texto chamativos, porções de texto em contentores irregulares e outros elementos invulgares que dificultam a criação de heurísticas ou treino de modelos para a sua análise e tratamento.

Nesta secção será feita uma análise de diferentes trabalhos na área de segmentação e extração de conteúdo de jornais. O objetivo da segmentação é geralmente o isolamento dos artigos do jornal.

Estes trabalhos podem ser divididos em dois tipos principais: baseado em **heurísticas** ou utilizando **modelos de machine e deep learning**, maioritariamente **CNN**.

Heurísticas

[Chaudhury et al. \[2009\]](#) foi um projeto proposto por elementos da Google que, embora não tão recente

como outros, oferece uma visão sobre heurísticas generalizadas para uma grande quantidade de data. Neste trabalho, a parte relevante do processo, i.e. depois da obtenção da imagem do jornal, passa primeiro por um tratamento da imagem utilizando uma binarização local baseada em morfologias para reconstrução de gradiente cinzento, o que permite a identificação de um contraste entre o conteúdo do documento e o fundo e, consequentemente saturar o fundo. Em seguida, é realizada uma segmentação em blocos através das linhas e "valetas- trechos do fundo que separam o texto. Depois é realizada uma análise dos blocos para fazer uma classificação entre títulos e texto considerando o tamanho de fonte e proporção da área do bloco. Os títulos são considerados iniciadores de artigos. Por último, é feita o agrupamento dos blocos em artigos através de duas regras principais: título comum, onde blocos por baixo de um mesmo título fazem parte do mesmo artigo; bloco órfão, onde as exceções à regra anterior são tratadas, juntando blocos órfãos a blocos não órfãos que não tenham blocos por baixo deles e tenham a margem de baixo abaixo da sua margem superior.

O artigo admite acertos de 90% porém não argumenta estes resultados com números de casos de teste ou identificação de um dataset. Além disso, esta segmentação não tem em conta elementos não texto nos jornais.

[Chathuranga and Ranathunga \[2017\]](#) apresenta uma outra proposta focado numa primeira segmentação da página utilizando linhas calculadas através de tratamento de imagem, mas elabora no anterior através de uma extensão destas linhas baseado em regras e uma posterior análise da sua distribuição. Ao contrário do trabalho anterior, as imagens são consideradas na segmentação dos artigos e os resultados são apresentados em conjunto com a informação dos testes.

[Bansal et al. \[2014\]](#) propõe um método híbrido em que são utilizadas heurísticas e grafos para extração do contexto dos blocos que depois serão classificados usando regressão. Como usual, começam com uma primeira fase de tratamento de imagem para limpar a imagem - binarização, remoção de delimitadores, separar texto de figuras - e segmentar os blocos em texto e não texto. Numa segunda fase para cada bloco é calculada a sua vizinhança, sendo que esta é calculada de acordo com um limite de profundidade. Para a classificação de blocos e classificação de artigos a profundidade por eles usada é diferente, sendo superior no caso dos artigos. Por fim, os artigos são classificados através de um modelo que tem informação da sua vizinhança, assim como características geométricas do bloco. Este grafo é denominado de modelo hierárquico de ponto fixo. [Chathuranga and Ranathunga \[2017\]](#) sugerem uma variação deste modelo utilizando um modelo de Markov de 2 dimensões que permite a retenção de possíveis ordens de leitura

como contexto adicional.

Inteligência artificial

[Almutairi and Almashan \[2019\]](#), [Meier et al. \[2017\]](#), [Barman et al. \[2021\]](#) demonstram o poder das **CNN** em tarefas de segmentação, sendo capazes de generalizar problemas como linguagens não ocidentais e blocos de conteúdo não retangulares. Isto é conseguido através da aplicação de máscaras ao nível dos pixels invés dos blocos. Além da capacidade de extração de características (visuais) destes modelos, dependendo da sua arquitetura, eles podem ser treinados para realizarem técnicas de tratamento de imagem diretamente [[Meier et al., 2017](#)]. [Barman et al. \[2021\]](#) complementa a arquitetura das **CNN** mais genéricas com a capacidade de analisar características sobre o contexto dos blocos, através da modificação da arquitetura para computar **word embeddings** do texto reconhecido.

Por último, é importante realçar o esforço do projeto Europeana [[Europeana](#)] na educação e incentivo sobre o processo de digitalização de jornais históricos utilizando **OCR**.

2.5.2 Ordem de leitura

No sentido de permitir outras estratégias de extração de conteúdo, passando pela reorganização deste à partida, ou das segmentações resultantes deste, esta secção irá abordar algumas estratégias de cálculo da ordem de leitura.

Na maioria dos documentos, considerando linguagens e estruturas que partilhem as características do português, a ordenação de leitura é relativamente trivial, podendo ser feita uma ordenação topográfica com base em regras geométricas simples como: um bloco está antes dos blocos diretamente por baixo dele; um bloco está antes de blocos à sua direita. Tal não é o caso para documentos que utilizam estruturas mais complexas ou o contexto do conteúdo como guia da sua ordem de leitura, como jornais, revistas, tabelas, etc.

Este é um problema que está inerentemente ligado ao processo de segmentação de páginas, visto que este último é que provisionará os elementos que depois têm de ser organizados numa ordem de leitura. Dependendo da granulação da segmentação, múltiplos algoritmos de cálculo da ordem de leitura podem ser aplicados para cada nível, como seria o caso de ordenar os diferentes artigos num jornal e posteriormente ordenar dentro de cada artigo os seus blocos de conteúdo.

[Breuel \[2003\]](#) propõe um algoritmo generalista para o cálculo da ordem de leitura de documentos utilizando uma ordenação topológica dos blocos utilizando apenas duas regras: um bloco *a* está antes

do bloco b se ambos estiverem horizontalmente alinhados (coordenadas x mais à esquerda e mais à direita sobrepõe-se, tendo em conta uma certa folga) e a está acima de b ; a está antes de b se a estiver completamente à esquerda de b e não houver nenhum elemento verticalmente entre a e b que no seu comprimento englobe os dois. Neste trabalho eles trabalham com blocos ao nível das linhas de texto, porém seria aplicável para blocos de texto. Em termos de implementação e lógica a proposta é bastante simples e competente na generalidade dos casos, porém, como mencionado na introdução da secção, a falta de consideração sobre o contexto impede que certos conflitos entre potenciais ligações de blocos sejam resolvidos da maneira correta.

Bandas desenhadas, tal como jornais, possuem uma estrutura muito variável na sua disposição, mas também na ordem de leitura correta, intendendo por vezes proporcionar experiências ou emoções ao leitor através do modo como o conteúdo é apresentado. São portanto um bom caso de estudo para o tratamento de jornais. [Kovanen and Aizawa \[2015\]](#) implementaram um algoritmo dedicado a este mesmo tipo de entretenimento. A base da solução definida é o uso de grafos e a sua ordenação. Estes são usados para realizar duas ordenações diferentes, uma primeira sob os diferentes painéis de uma página e um segundo sob as caixas de texto na página. O método de ordenação é simples, sendo novamente geométrico, usando o vizinho mais próximo. Esta simplicidade é compensada tanto com uma segmentação que é proposta por eles e dedicada a este tipo de documento, mas também pela dupla ordenação que, para cada caixa de texto, limita a quantidade de candidatos disponíveis de acordo com a ordem calculada dos painéis.

Numa abordagem não heurística, [Quirós and Vidal \[2021\]](#) utilizam **ML** para ordenação de documentos históricos com estrutura simples e regular mas que incluem anotações no canto das páginas que alteram a ordem de leitura do texto tornando-a mais irregular. A proposta passa pelo cálculo da probabilidade entre pares de blocos, que representam a sua hierarquia, por parte de um Multi Layer Perceptron. Embora os resultados sejam notáveis na generalidade do dataset proposto, eles notam dificuldades para páginas compostas por tabelas, onde a estrutura é mais complexa. Isto deve-se principalmente ao facto de estas serem uma minoria nos dados de treino. Realça-se aqui a possibilidade de adaptar este, e similares métodos de modelos inteligentes, a partir da criação de datasets dedicados a certos tipos de documentos.

2.6 Outros

Esta secção fica em aberto na perspetiva de permitir o complemento do trabalho com outras abordagens que se tornem aparentes mais tarde e, em especial, para o objetivo secundário listado na secção [1.2](#) onde é proposta uma ferramenta para modernização do conteúdo resultado da ferramenta principal.

2.7 Conclusões

Capítulo 3

0 problema e os seus desafios

Neste capítulo, é feita uma síntese dos desafios do problema e uma discussão sobre a solução desenhada até ao momento para concretizar os objetivos definidos.

3.1 Desafios

No capítulo 2, realizou-se um estudo abrangente sobre o estado da arte no que toca a projetos que utilizem **OCR** e trabalhos relacionados com os objetivos listados para este projeto (1.2). Através deste estudo, foi possível extrair um leque de problemas detetados na utilização de reconhecimento de texto em documentos, de forma generalizada ou para tipos específicos como é o caso deste trabalho. Em suma, os principais desafios são:

- **Problemas de imagem** : tanto na imagem de input, como no documento original. Ex.: ruído, baixa resolução, má iluminação.
- **Problemas de reconhecimento** : estes são muitas vezes derivados do conjunto anterior, mas outras questões como léxico no documento desconhecido pelo motor OCR ou estruturas complexas podem provocar erros no reconhecimento.
- **Problemas nos resultados** : consideremos estes os problemas sobre as entidades reconhecidas pelo software, tanto o texto que em muitos casos apresenta erros como os próprios contentores em que estes são incluídos.
- **Problemas na extração de conteúdo** : no processo de criação de output, por vezes questões como a ordem de leitura dos blocos identificados, ou reposição de elementos não texto têm de ser abordados.

- **Validação da implementação** : de forma a verificar a eficácia da solução criada, geralmente datasets de teste e casos de estudo relevantes têm de ser criados.

3.2 Plano da Solução

Durante o estudo do estado da arte, tornou-se evidente que a maioria dos trabalhos com vista em extrair ou corrigir a extração de documentos utilizando reconhecimento de texto, de forma a manter o conteúdo e lógica original, seguem uma metodologia semelhante: uma primeira fase de pré processamento da imagem de input; possível segmentação da imagem entre texto e não texto; reconhecimento de texto; pós processamento do texto; possível pós processamento para segmentação de conteúdo específico de um tipo de ficheiro, como artigos, ou para reorganização dos resultados (ordem de leitura); criação de output.

Partindo desta base, a figura 1 representa o fluxo da solução planeada atualmente.

A pipeline começa com a introdução de um input, podendo este ser sujeito de reconhecimento de texto, no caso de ser uma imagem, ou já possuir os resultados de reconhecimento, como hOCR. No caso de uma imagem, antes de ser aplicado o software de OCR, será realizado pré processamento da imagem para aumentar a chance de bons resultados de OCR.

Os resultados de OCR são então convertidos para uma estrutura de dados genérica, de modo a englobar os diferentes tipos de resultados possíveis de diferentes tipos de ficheiros ou motores de OCR. Em diante, esta estrutura será usada nos módulos que utilizam os resultados de OCR.

Depois, passa-se por um processo de pós processamento básico dos resultados de OCR. Tal tem o intuito de corrigir erros menos severos no que toca às *bounding boxes* dos resultados e lixo reconhecido pelo motor.

Uma análise dos resultados limpos é então realizada, extraindo in-

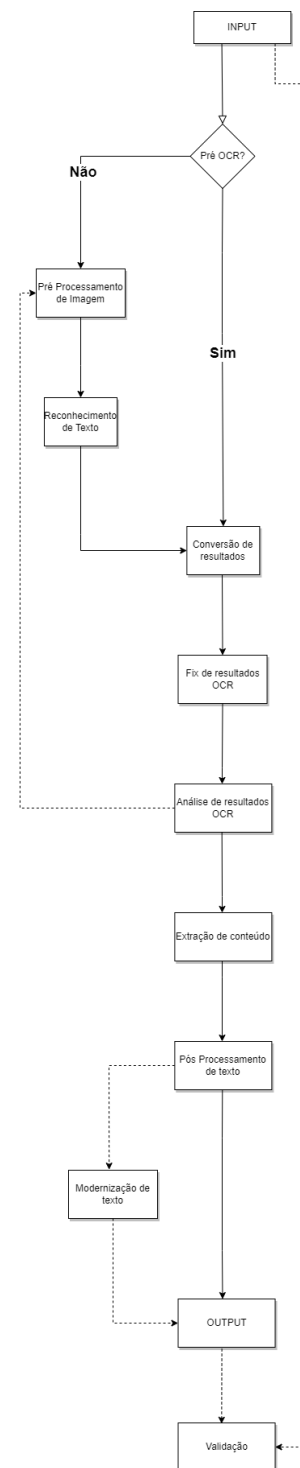


Figura 1: Pipeline da solução

formação sobre o texto reconhecido, estimas do possível layout, erros de reconhecimento, etc.. Com os resultados da análise feita, abre-se a possibilidade de realizar um tratamento de imagem diferente dedicado à resolução de problemas detetados, por exemplo: detetado um **DPI** de imagem muito baixo, este é um indicador de que a resolução da imagem poderia ser aumentado para melhorar o reconhecimento, procedimento comum no estudo feito.

Utilizando os resultados da análise, são de pois aplicados algoritmos para extração do conteúdo do documento. Aqui o principal objetivo será o cálculo da ordem de leitura e agrupamento dos elementos em conjuntos como artigos. Além disso, o objetivo secundário envolvente da modernização de texto poderá nesta etapa ser aplicado.

Finalmente, o output final é gerado. Diferentes formas de output serão disponibilizadas dependendo da estrutura pretendida, por exemplo: markdown ou texto simples no caso de apenas se querer os elementos do texto isolado; html para reconstruir a estrutura do documento original.

Parte II

Core da Dissertação

Capítulo 4

Contribuição

Principais resultados e as suas evidências científicas.

4.1 Introdução

4.2 Sumário

Capítulo 5

Aplicações

Aplicação do resultado principal (exemplos e casos de estudo)

5.1 Introdução

5.2 Sumário

Capítulo 6

Conclusões e trabalho futuro

Conclusões e trabalho futuro.

6.1 Conclusões

6.2 Perspetiva de trabalho futuro

Capítulo 7

Planeamento

7.1 Atividades

Tarefa	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul
Background e EA	•	•	•							
Preparação do RPD		•	•	•						
Contribuição				•	•	•	•	•	•	
Escrita							•	•	•	•

Tabela 1: Plano de atividades.

Bibliografia

- Abdullah Almutairi and Meshal Almashan. Instance segmentation of newspaper elements using mask r-cnn. In *2019 18th IEEE International Conference On Machine Learning And Applications (ICMLA)*, pages 1371–1375, 2019. doi: 10.1109/ICMLA.2019.00223.
- Anukriti Bansal, Santanu Chaudhury, Sumantra Dutta Roy, and J.B. Srivastava. Newspaper article extraction using hierarchical fixed point model. In *2014 11th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems*, pages 257–261, 2014. doi: 10.1109/DAS.2014.42.
- Raphaël Barman, Maud Ehrmann, Simon Clematide, Sofia Ares Oliveira, and Frédéric Kaplan. Combining visual and textual features for semantic segmentation of historical newspapers. *Journal of Data Mining & Digital Humanities*, Histoinformatics(Histoinformatics), January 2021. ISSN 2416-5999. doi: 10.46298/jdmdh.6107. URL <http://dx.doi.org/10.46298/jdmdh.6107>.
- Deepa Berchmans and S S Kumar. Optical character recognition: An overview and an insight. In *2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)*, pages 1361–1365, 2014. doi: 10.1109/ICCICCT.2014.6993174.
- Wojciech Bieniecki, Szymon Grabowski, and Wojciech Rozenberg. Image preprocessing for improving ocr accuracy. In *2007 International Conference on Perspective Technologies and Methods in MEMS Design*, pages 75–80, 2007. doi: 10.1109/MEMSTECH.2007.4283429.
- Thomas Breuel. High performance document layout analysis. 05 2003.
- Quang Anh Bui, David Mollard, and Salvatore Tabbone. Selecting automatically pre-processing methods to improve ocr performances. In *2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, volume 01, pages 169–174, 2017. doi: 10.1109/ICDAR.2017.36.
- R.M. Samitha Chathuranga and Lochandaka Ranathunga. Procedural approach for content segmentation of old newspaper pages. In *2017 IEEE International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS)*, pages 1–6, 2017. doi: 10.1109/ICIINFS.2017.8300390.

- Krishnendu Chaudhury, Ankur Jain, Sriram Thirthala, Vivek Sahasranaman, Shobhit Saxena, and Selvam Mahalingam. Google newspaper search – image processing and analysis pipeline. In *2009 10th International Conference on Document Analysis and Recognition*, pages 621–625, 2009. doi: 10.1109/ICDAR.2009.272.
- Mostafa Darwiche, The-Anh Pham, and Mathieu Delalandre. Comparison of jpeg's competitors for document images. In *2015 International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, pages 487–493, 2015. doi: 10.1109/IPTA.2015.7367194.
- Raghunath Dey, Rakesh Chandra Balabantaray, Surajit Mohanty, Debabrata Singh, Marimuthu Karuppiah, and Debabrata Samanta. Approach for preprocessing in offline optical character recognition (ocr). In *2022 Interdisciplinary Research in Technology and Management (IRTM)*, pages 1–6, 2022. doi: 10.1109/IRTM54583.2022.9791698.
- Sébastien Eskenazi, Petra Gomez-Krämer, and Jean-Marc Ogier. A comprehensive survey of mostly textual document segmentation algorithms since 2008. *Pattern Recognition*, 64:1–14, 2017. ISSN 0031-3203. doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.10.023>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320316303399>.
- Europeana. Projeto europeana. URL <https://pro.europeana.eu/project/europeana-newspapers>.
- Dafang He, Scott Cohen, Brian Price, Daniel Kifer, and C. Lee Giles. Multi-scale multi-task fcn for semantic page segmentation and table detection. In *2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, volume 01, pages 254–261, 2017. doi: 10.1109/ICDAR.2017.50.
- KerasOCR. Keras ocr documentação. URL <https://keras-ocr.readthedocs.io/en/latest/examples/index.html>.
- Samu Kovanen and Kiyoharu Aizawa. A layered method for determining manga text bubble reading order. In *2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 4283–4287, 2015. doi: 10.1109/ICIP.2015.7351614.
- Ankit Lat and C. V. Jawahar. Enhancing ocr accuracy with super resolution. In *2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 3162–3167, 2018. doi: 10.1109/ICPR.2018.8545609.

- Laurence Likforman-Sulem, Jérôme Darbon, and Elisa H. Barney Smith. Pre-processing of degraded printed documents by non-local means and total variation. In *2009 10th International Conference on Document Analysis and Recognition*, pages 758–762, 2009. doi: 10.1109/ICDAR.2009.210.
- Benjamin Meier, Thilo Stadelmann, Jan Stampfli, Marek Arnold, and Mark Cieliebak. Fully convolutional neural networks for newspaper article segmentation. In *2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, volume 01, pages 414–419, 2017. doi: 10.1109/ICDAR.2017.75.
- Rishabh Mittal and Anchal Garg. Text extraction using ocr: A systematic review. In *2020 Second International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)*, pages 357–362, 2020. doi: 10.1109/ICIRCA48905.2020.9183326.
- Thi Tuyet Hai Nguyen, Adam Jatowt, Mickael Coustaty, and Antoine Doucet. Survey of post-ocr processing approaches. *ACM Comput. Surv.*, 54(6), jul 2021. ISSN 0360-0300. doi: 10.1145/3453476. URL <https://doi.org/10.1145/3453476>.
- PaddleOCR. Paddleocr documentação. URL <https://github.com/PaddlePaddle/PaddleOCR>.
- Lorenzo Quiros and Enrique Vidal. Learning to sort handwritten text lines in reading order through estimated binary order relations. In *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 7661–7668, 2021. doi: 10.1109/ICPR48806.2021.9413256.
- Mohamed Ali Souibgui and Yousri Kessentini. De-gan: A conditional generative adversarial network for document enhancement. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(3):1180–1191, 2022. doi: 10.1109/TPAMI.2020.3022406.
- Sargur N. Srihari, Ajay Shekhawat, and Stephen W. Lam. *Optical Character Recognition (OCR)*, page 1326–1333. John Wiley and Sons Ltd., GBR, 2003. ISBN 0470864125.
- Tesseract. Tesseract documentação. URL <https://tesseract-ocr.github.io>.
- Tan Chiang Wei, U. U. Sheikh, and Ab Al-Hadi Ab Rahman. Improved optical character recognition with deep neural network. In *2018 IEEE 14th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, pages 245–249, 2018. doi: 10.1109/CSPA.2018.8368720.

Parte III

Apêndices

Apêndice A

Trabalho de apoio

Resultados auxiliares.

Apêndice B

Detalhes dos resultados

Detalhes de resultados cuja extensão comprometeria a legibilidade do texto principal.

Apêndice C

Listings

Se for o caso.

Apêndice D

Ferramentas

(Se for o caso)

Utilizadores de [L^AT_EX](#) devem consultar [TUG](#) , o grupo de utilizadores [T_EX](#) .

Coloque aqui informação sobre financiamento, projeto FCT, etc. em que o trabalho se enquadra. Deixe em branco caso contrário.