

Resolvendo Captchas
usando aprendizado parcialmente
supervisionado

Julio Adolfo Zucon Trecenti

TESE APRESENTADA AO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA
DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
DOUTOR EM CIÊNCIAS

Programa: Estatística
Orientador: Prof. Dr. Victor Fossaluza

Janeiro de 2023

Resolvendo Captchas
usando aprendizado parcialmente
supervisionado

Julio Adolfo Zucon Trecenti

Esta é a versão original da tese elaborada
pelo candidato Julio Adolfo Zucon Trecenti,
tal como submetida à Comissão Julgadora.

*O conteúdo deste trabalho é publicado sob a licença CC BY 4.0
(Creative Commons Attribution 4.0 International License)*

Aos meus pais,

Agradecimientos

Gratitude is not just a feeling, but a choice. We can choose to focus on the things we are grateful for, even in the midst of difficult circumstances. When we do this, we can experience a sense of peace and contentment that can help us to weather any storm.

— ChatGPT

Agradecer a todo mundo.

Lista de abreviaturas

IME Instituto de Matemática e Estatística
USP Universidade de São Paulo

Lista de símbolos

Lista de figuras

1.1	Explicação de von Ahn sobre o funcionamento do reCaptcha	9
1.2	Exemplo do reCaptcha v2 com a imagens de perus	10
2.1	Fluxo do Captcha	17
2.2	Exemplo de Captcha no TJMG.	18
2.3	Exemplo de captcha gerado pela função <code>captcha::captcha_generate()</code>	19
2.4	Esquema mostrando o funcionamento do oráculo.	20
2.5	Diagrama representando o modelo utilizado de forma genérica, com todos os componentes e subcomponentes apresentados de forma esquemática. As partes de fora dos componentes são entradas de dados ou decisões de parada do ajuste.	23
2.6	Imagem de Captcha utilizado em exemplos anteriores.	23
2.7	Aplicação de uma convolução com kernel horizontal.	24
2.8	Aplicação de uma convolução com kernel horizontal.	24
2.9	Aplicação de uma convolução com kernel horizontal.	25
2.10	Resultado da aplicação da primeira convolução à imagem.	26
2.11	Exemplo de MNIST-Captcha	36
2.12	Exemplo de MNIST-Captcha	36
2.13	Ciclo da raspagem de dados. Fonte: curso de Web Scraping da Curso-R.	37
2.14	Página de busca de CNPJ da RFB.	38
2.15	Página de busca de CNPJ da RFB, com Captcha de texto.	38
2.16	Resultado da busca por CNPJ, mostrando a aba Rede.	39
3.1	Ganho percentual ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por quantidade de tentativas.	48
3.2	Ganhos absolutos ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por quantidade de tentativas.	49
3.3	Ganho percentual ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por acurácia do modelo inicial.	50

3.4	Ganho absoluto ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por acurácia do modelo inicial.	50
3.5	Ganho absoluto ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por acurácia do modelo inicial.	51
3.6	Resultados da simulação por captcha, quantidade de tentativas e modelo inicial.	52
3.7	Resultados da aplicação iterada da técnica.	53

Lista de tabelas

2.1	Lista de captchas analisados.	35
2.2	Lista de captchas analisados e suas características.	42

Lista de programas

Sumário

Sobre este documento	1
1 Introdução	3
1.1 Captchas em serviços públicos	4
1.2 Uma luta entre geradores e resolvedores	7
1.3 Oráculo	11
1.4 Objetivo	12
1.5 Justificativa	13
1.6 Hipóteses	13
1.7 Organização do trabalho	14
2 Metodologia	15
2.1 Definição do problema	16
2.1.1 Captcha	17
2.1.2 Redes neurais	21
2.1.3 Aprendizado estatístico	30
2.2 Método WAWL	32
2.3 Dados	34
2.3.1 Escolha dos Captchas analisados	34
2.3.2 Construção dos dados	37
2.4 Simulações	42
2.4.1 Primeiro passo: modelo inicial	42
2.4.2 Segundo passo: dados	43
2.4.3 Terceiro passo: modelo final	45
3 Modelagem	47
3.1 Resultados teóricos	47
3.2 Resultados empíricos	47
3.2.1 Aplicação iterada	52

3.2.2	Aprendizado ativo (TODO)	53
4	Conclusões	55
	Bibliografia	57
	Apêndices	60
A	Pacote	61
	Índice remissivo	63

Sobre este documento

Blabla, RMarkdown...

Capítulo 1

Introdução

Captchas: where even computers need to prove they're not robots!
— ChatGPT

Even robots need a break from the daily grind of solving captchas.
— ChatGPT

I thought I was human, but the captcha told me otherwise!
— ChatGPT

Why do we need to prove we're not robots to a robot? Isn't that a robot's job?
— ChatGPT, a robot

Captcha (*Completely Automated Public Turing test to tell Computers and Humans Apart*) é um desafio utilizado para identificar se o acesso à uma página na internet é realizada por uma pessoa ou uma máquina. O desafio é projetado para ser fácil de resolver por humanos, mas difícil de resolver por máquinas. Outro nome para os Captchas é *Human Interaction Proofs*, ou HIPs (CHELLAPILLA et al., 2005).

Um Captcha pode ser classificado como uma variação do teste de Turing (TURING, 2009). A diferença no caso do Captcha é que a avaliação da humanidade do agente é feita por uma máquina ao invés de uma pessoa – por isso o termo *automated*. Captchas podem ser classificados em algumas situações com os chamados **testes de Turing reversos**, apesar dos autores originais afastarem essa caracterização (AHN; BLUM; LANGFORD, 2002).

Captchas estão presentes em toda a internet. Inicialmente criados para prevenir *spam* (*Sending and Posting Advertisement in Mass*), os desafios se tornaram populares rapidamente (AHN et al., 2008), sendo utilizados como forma de evitar o uso indevido de aplicações da *web*. Algumas ações que os desafios podem ajudar a evitar são:

- Criação de contas falsas nos sites.
- Envio automático de mensagens, via *email* ou formulários de contato.

- Operações automatizadas, como compra de ingressos para eventos e voto automático em sites de votação.
- Voto automático em ferramentas de votação na internet.
- Consulta automatizada em sites para obtenção de dados.

O uso de Captchas tem, por princípio, o objetivo de aumentar a segurança das pessoas que acessam a internet e proteger os sistemas *web* de uso abusivo. Para pessoas que acessam os sites pontualmente, a presença de Captchas representa um mero dissabor; para quem realiza acessos massivos, uma grande dificuldade.

No entanto, o uso de Captchas não é adequado em todas as situações. Um exemplo são os sites de vendas: o uso dos desafios pode aborrecer o usuário, alterando a qualidade da sua experiência. Os sites devem levar esse fator de aborrecimento em conta para não reduzir a taxa de conversão. Em alguns casos, pode fazer mais sentido abandonar os Captchas e utilizar outros mecanismos de prevenção à fraude, como monitoramento da sessão do usuário («Inaccessibility of CAPTCHA», [s.d.]).

Também existem casos em que o uso de Captchas é prejudicial. Sua utilização em serviços públicos do Brasil, por exemplo, é problemática, como discutido na próxima seção.

1.1 Captchas em serviços públicos

A Constituição Federal de 1988 (CF), em seu inciso XXXIII do art. 5º, prevê que “todos têm direito a receber dos órgãos públicos informações de seu interesse particular, ou de interesse coletivo ou geral, que serão prestadas no prazo da lei, sob pena de responsabilidade, ressalvadas aquelas cujo sigilo seja imprescindível à segurança da sociedade e do Estado;”. Essa previsão é implementada pela Lei de Acesso à Informação (Lei 12.527/2011; LAI), que se aplica “aos órgãos públicos integrantes da administração direta dos Poderes Executivo, Legislativo, incluindo as Cortes de Contas, e Judiciário e do Ministério Público”, bem como “as autarquias, as fundações públicas, as empresas públicas, as sociedades de economia mista e demais entidades controladas direta ou indiretamente pela União, Estados, Distrito Federal e Municípios” (Art. 1º).

A LAI, apesar de trazer diversos benefícios à sociedade, tem dois problemas. A primeira é o **esforço**: tanto a pessoa/órgão que solicita os dados, quanto o órgão que retorna os dados precisam trabalhar para disponibilizar as informações, sendo necessário deslocar equipes para realizar os levantamentos pedidos. A segunda é o **formato**: os dados enviados como resultado de pedidos de LAI podem chegar em formatos inadequados para consumo da solicitante, muitas vezes em *Portable Document Format* (PDF), que dificulta a leitura e análise dos dados (MICHENER; MONCAU; VELASCO, 2015, pág. 55); além disso, como o levantamento é realizado de forma individualizada, o mesmo pedido feito em diferentes períodos (e.g. uma atualização mensal dos dados) pode vir em formatos diferentes, dificultando a leitura e arrumação dos dados.

Uma forma de evitar os problemas de esforço e formato em pedidos de LAI é disponibilizar os dados de **forma aberta**. Como definido pela *Open Knowledge Foundation* (OKFN), a base de dados “deve ser fornecida em uma forma conveniente e modificável isento de

obstáculos tecnológicos desnecessários para a realização dos direitos licenciados. Especificamente, os dados devem ser legíveis-por-máquina, disponíveis todo o seu volume, e fornecidos em um formato aberto (ou seja, um formato com sua especificação livremente disponível, e publicada sem qualquer restrições, monetárias ou não, da sua utilização) ou, no mínimo, podem ser processados com pelo menos uma ferramenta de software livre e gratuita.”¹

As vantagens ao disponibilizar dados públicos de forma aberta para a sociedade é um tema pacífico na comunidade científica (MURRAY-RUST, 2008). Infelizmente, existem diversos dados públicos que não estão disponíveis de forma aberta, em plataformas como o dados.gov.br.

A dificuldade de acesso é particularmente evidente no Poder Judiciário, que além de não disponibilizar um portal de dados abertos, impõe barreiras aos pedidos de acesso à informação por utilizar diversos sistemas para armazenar os dados. Por exemplo, para pedir uma lista de todos os processos judiciais relacionados a recuperação judicial de empresas, as únicas alternativas são i) pedir os dados ao Conselho Nacional de Justiça (CNJ), que não possui informações suficientes para obter a lista² ou ii) expedir ofícios aos 27 Tribunais Estaduais. Cada tribunal apresentaria diferentes opções e critérios de acesso aos dados, diferentes prazos para atendimento e diferentes formatos, podendo, inclusive, negar o pedido de acesso.

A dificuldade para acessar os dados do judiciário é a principal barreira para realização de pesquisas pela Associação Brasileira de Jurimetria (ABJ), empresa na qual o autor desta tese trabalha. A entidade tem como missão principal a realização de estudos para implementar políticas públicas utilizando dados do judiciário.

Dos 16 projetos disponibilizados na [página de pesquisas no site da ABJ](#), pelo menos 12 (75%) apresentaram dificuldades na obtenção dos dados via pedidos de acesso aos órgãos. Três exemplos icônicos são o da pesquisa sobre Tempo dos processos relacionados à adoção no Brasil («Tempo dos processos relacionados à adoção», [s.d.]), o Observatório da Insolvência: Rio de Janeiro («Observatório da insolvência», [s.d.]) e o Diagnóstico do Contencioso Tributário Administrativo («Diagnóstico do Contencioso Tributário Administrativo», [s.d.]). No primeiro caso, dois tribunais enviaram os dados em arquivos em papel, sendo que um deles ultrapassou mil páginas com números de processos impressos. No segundo caso, o pedido foi respondido com uma planilha de contagens ao invés da lista de processos. No último caso, até mesmo órgãos que faziam parte do grupo de trabalho da pesquisa negaram pedido de acesso a dados de processos tributários em primeira instância, com argumentos que variavam desde a dificuldade técnica de levantar os dados até a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD).

Em muitas situações, portanto, a única alternativa para realizar as pesquisas é acessando os dados via coleta automatizada nos sites. Todos os tribunais possuem ferramentas de consulta individualizadas de processos, por conta do que está previsto na CF. A

¹ Link: <https://okfn.org/opendata/>. Último acesso em 01/11/2022.

² O CNJ só consegue listar os processos relacionados a um tema a partir da definição de Classes e Assuntos, disponíveis nas [Sistema de Gestão de Tabelas \(SGT\) do CNJ](#). Processos relacionados a recuperação judicial, no entanto, não respeitam a taxonomia do SGT («Observatório da insolvência», [s.d.]).

solução, portanto, passa a ser construir uma ferramenta que obtém todos os dados automaticamente. Tal conceito é conhecido como *raspagem de dados* (ZHAO, 2017a) e será desenvolvido com maiores detalhes no Capítulo 2.

Os Captchas se tornam prejudiciais à sociedade quando o acesso automatizado é necessário para realizar pesquisas científicas. Infelizmente, boa parte dos tribunais utilizam a barreira do Captcha. Alguns tribunais, inclusive, têm o entendimento de que o acesso automatizado é prejudicial, como o TJRS, que emitiu um **comunicado** sobre o tema.

Uma justificativa comum para implementar Captchas em consultas públicas é a estabilidade dos sistemas. Ao realizar muitas consultas de forma automática, um robô pode tornar o sistema instável e, em algumas situações, até mesmo derrubar o servidor que disponibiliza as consultas.

O problema é que utilizar Captchas não impede o acesso automatizado. As empresas que fazem acesso automatizado em tribunais podem construir ferramentas ou utilizar serviços externos de resolução de Captchas. Ou seja, ao utilizar Captchas, o acesso não é impedido, e sim especializado.

Além disso, utilizar Captchas é uma solução ineficiente. Do ponto de vista técnico, a solução mais eficiente para disponibilizar os dados é através de ferramentas de dados abertos como o *Comprehensive Knowledge Archive Network* (CKAN). Ao disponibilizar os dados de forma aberta, as consultas automatizadas ficariam isoladas dos sites de consulta pública, o que garantiria o acesso das pessoas sem problemas de indisponibilidade.

Não é só para as pessoas que fazem pesquisa com dados públicos que o uso de Captchas pode ser prejudicial. No mercado, existem serviços de resolução de Captcha que utilizam mão de obra humana, em regimes que pagam muito menos do que um salário mínimo a 8 horas de trabalho. Um exemplo é o 2Captcha³, que funciona como um Uber dos Captchas: o algoritmo automatizado envia o Captcha para a plataforma, que é acessado e resolvido por uma pessoa, retornando a solução para o algoritmo. O 2Captcha é operado pela AL-TWEB LLC-FZ, uma empresa com base em Dubai⁴.

Segundo o site, o valor pago pelo 2Captcha é de US\$ 0.5 para 1 a 2 horas de trabalho. No regime da Consolidação das Leis do Trabalho (Decreto-Lei 5.452/1943, CLT) as horas mensais de trabalho são 220. Trabalhando continuamente no 2Captcha, isso daria um salário de 55 a 110 dólares por mês, valor bem abaixo do salário mínimo, que no ano de 2022 era de R\$ 1.100,00⁵. Ou seja, os serviços públicos acabam, indiretamente, incentivando um mercado que paga abaixo do salário mínimo. Luis von Ahn, um dos criadores dos Captchas, define o 2Captcha como um *sweatshop*, um termo utilizado para caracterizar empresas que têm condições de trabalho inaceitáveis.

A solução definitiva para os problemas gerado pelos Captchas é a disponibilização dos dados públicos de forma aberta. Na ausência dessa solução, seja por falta de interesse ou iniciativa dos órgãos públicos, a alternativa é desenvolver uma solução para resolver

³ [Link do 2Captcha](#). Último acesso em 01/11/2022.

⁴ [Link dos termos de serviço do 2Captcha](#). Último acesso em 01/11/2022.

⁵ Fonte: [IPEA](#). Último acesso em 01/11/2022.

Captchas que seja gratuita e aberta. Tal solução desincentivaria economicamente o uso de sistemas como o 2Captcha, protegendo as pessoas que fazem as resoluções e permitindo que as pessoas pesquisadoras realizem seus levantamentos.

O presente trabalho busca avançar nesse sentido. A solução desenvolvida envolve um modelo que resolve alguns Captchas automaticamente, reduzindo significativamente a necessidade de rotulação manual.

Para compreender completamente o avanço que a tese representa, no entanto, é necessário apresentar o histórico de desenvolvimento dos Captchas. O histórico é apresentado na próxima Seção, através da luta de geradores e resolvedores de Captchas, que pode ser dada como encerrada no ano de 2018, com o advento do *reCaptcha v3*.

1.2 Uma luta entre geradores e resolvedores

O primeiro texto técnico sobre Captchas foi publicado por AHN; BLUM; LANGFORD (2002). O texto apresenta o Captcha e seu significado através do problema de geração de *emails* automáticos no Yahoo. Em seguida, apresenta alguns exemplos de candidatos a Captcha, com tarefas de reconhecimento de padrões ou textos. Uma característica interessante que os autores colocam sobre o Captcha é que suas imagens devem ser disponíveis publicamente. O texto também faz a conexão entre a tarefa dos Captchas e os desafios da inteligência artificial. Um ponto a destacar é que os autores defendem que os Captchas devem ser resolvidos, pois isso implica em avanços na inteligência artificial. O site original do projeto, *The Captcha Project*, foi lançado em 2000.

O relatório técnico de AHN; BLUM; LANGFORD (2002) não foi o primeiro a apresentar o nome Captcha, nem suas aplicações. RESHEF; RAANAN; SOLAN (2005) foi o primeiro registro de patente com o termo e LILLIBRIDGE et al. (2001) foi o primeiro registro de patente que implementou uma solução aos sistemas de Captchas. No entanto, o relatório de 2002 é o primeiro que reconhecidamente trata do tema como um problema de inteligência artificial como um teste de Turing automatizado.

Os artigos mais conhecidos de introdução aos Captchas são VON AHN et al. (2003) e VON AHN; BLUM; LANGFORD (2004). O conteúdo dos trabalhos é o mesmo, sendo o primeiro deles na forma de apresentação e o segundo na forma de relatório. A apresentação é a primeira a mostrar o projeto reCaptcha, que será comentado em uma subseção própria. Um detalhe interessante é a ênfase dos autores no termo *Public* dos Captchas, mostrando a preocupação em manter os códigos públicos.

Os autores também defendem que o Captcha é uma forma de fazer com que pessoas mal intencionadas contribuam com os avanços da inteligência artificial. Se uma pessoa (ainda que mal intencionada) resolve um Captcha e publica essa solução, isso significa que a comunidade científica avançou na área de inteligência artificial.

Não demorou para surgirem os primeiros resolvedores de Captchas⁶. MORI; MALIK (2003) foi um dos primeiros trabalhos publicados sobre o tema e utiliza diversas técnicas

⁶ Outro termo para *resolver* Captchas é *quebrar* Captchas. Nesta tese, optou-se por utilizar o termo *resolver*, para enfatizar a interpretação do Captcha como um desafio, não como um problema de criptografia.

de processamento de imagens para obter os rótulos corretos. Também não demorou para a comunidade científica perceber que redes neurais eram úteis nesse contexto (CHELLAPILLA; SIMARD, 2004). No artigo de 2004, Chellapilla e Simard desenvolvem um algoritmo baseado em heurísticas para segmentar a imagem e redes neurais para identificar as imagens individuais.

A partir desse ponto, foi iniciada uma luta entre geradores e resolvidores de Captchas. Do lado dos geradores, as pessoas envolvidas foram tanto acadêmicos tentando desenvolver desafios cada vez mais difíceis para avançar na pesquisa em inteligência artificial, quanto empresas de tecnologia tentando se proteger contra programas avançados. Do lado dos resolvidores, as pessoas envolvidas foram tanto acadêmicos tentando desenvolver novas técnicas para avançar nos modelos de reconhecimento de imagens, quanto *spammers* buscando novas formas de realizar ataques cibernéticos.

Um dos geradores de Captchas mais conhecidos é Luis von Ahn, que também é um dos criadores do Captcha. Um pedaço da história está disponível nos primeiros cinco minutos da entrevista com Luis Von Ahn em um programa chamado *Spark*⁷. Na entrevista, Von Ahn conta um pouco da origem dos Captchas em Carnegie Mellon, contando que ficou frustrado com o fato das pessoas perderem tempo de inteligência humana ao resolver Captchas, o que deu origem ao reCaptcha. Outro vídeo instrutivo é uma palestra de Von Ahn na *Thinking Digital Conference* sobre a história do reCaptcha⁸. Segundo ele, a *startup* foi criada em maio de 2007⁹, depois de von Ahn perceber que aproximadamente 200 milhões de Captchas eram resolvidos diariamente.

O reCaptcha v1 foi uma solução de aproveitar o tempo das pessoas que resolvem Captchas para digitalizar livros (AHN et al., 2008). A ideia do reCaptcha, como demonstrada na Figura 1.1, foi apresentar duas palavras distorcidas para a pessoa: a primeira seria utilizada para verificar se a pessoa era um humano, e a segunda seria utilizada para decifrar um texto que os robôs na época não conseguiam ler. Em 2009, a empresa foi comprada pela Google, que utilizou o reCaptcha para digitalizar os Google Books.

Curiosamente, foi com a própria Google que os resolvidores ficaram em vantagem na luta. Os modelos de inteligência artificial continuaram avançando, notadamente com o avanço dos modelos de redes neurais profundas (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015a). No trabalho de GOODFELLOW et al. (2013), todos funcionários da Google na época, foi apresentado um modelo de redes neurais convolucionais que resolvia o reCaptcha v1 com 99.8% de acurácia. No ano seguinte, em 2014, a Google descontinuou o reCaptcha v1, lançando o reCaptcha v2.¹⁰

O reCaptcha v2 apresentou duas inovações importantes. O primeiro foi o botão “*I’m not a robot*”, um verificador automático do navegador que utiliza heurísticas para detectar

⁷ Spark, 2011. [Link no Web Archive](#). Último acesso em 01/11/2022.

⁸ [Link do vídeo no YouTube](#). Último acesso em 01/11/2022.

⁹ Segundo o [texto da Wired](#): “*So he’s fighting back. In late May, von Ahn launched reCaptcha, a service that he believes is the toughest Captcha yet devised. ReCaptcha presents users with two stretched and skewed words, each bisected by a diagonal line*”. Último acesso em 01/11/2022.

¹⁰ *Are you a robot? Introducing No Captcha reCaptcha*. Acessível no [blog da Google](#). Último acesso em 01/11/2022.

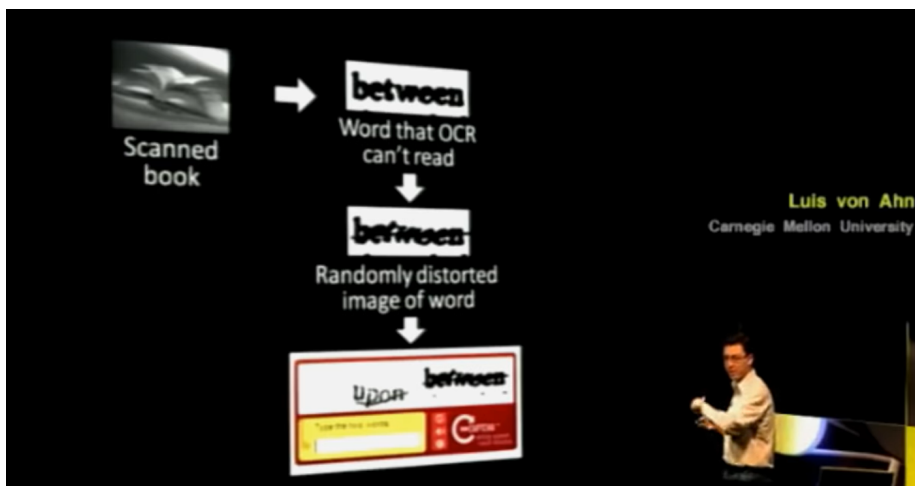


Figura 1.1: Explicação de von Ahn sobre o funcionamento do reCaptcha

se o padrão de acesso ao site se assemelha com um robô ou humano. O segundo foi a mudança no tipo de tarefa: ao invés de rotular um texto distorcido, o desafio passou a ser identificar objetos e animais, como na Figura 1.2.

A mudança do tipo de tarefa de visão computacional mudança foi importante para o sucesso do reCaptcha v2. Isso ocorre porque o desafio é mais difícil, já que existem muito mais objetos e imagens do que letras e números, aumentando significativamente o suporte da variável resposta. Por exemplo, um modelo para identificar um reCaptcha de gatos pode ser facilmente desenvolvido a partir de uma base pré-classificada, potencialmente custosa para ser construída. O reCaptcha v2, no entanto, pode facilmente mudar a tarefa para identificar leões, cães, hidrantes e semáforos, inutilizando o modelo criado para classificar gatos. O reCaptcha v2 também foi um sucesso para treinar os modelos desenvolvidos pela própria Google: usando o mesmo princípio do reCaptcha v1, a humanidade era verificada com apenas uma parte das imagens. As outras imagens eram utilizadas para rotular imagens, utilizadas para aprimorar os modelos utilizados nos projetos de carros autônomos, Google Street View e outras iniciativas da empresa.

Com o advento do reCaptcha v2, a pergunta dos resolvedores de Captcha passou a ser: como criar modelos que funcionam razoavelmente bem nos Captchas sem a necessidade de rotular vários casos? Se esse desafio fosse resolvido, dois avanços aconteceriam: i) um grande avanço na inteligência artificial, especificamente na área de visão computacional, e ii) uma nova forma de vencer a luta.

Até o momento de escrita da tese, não existia um modelo geral que resolvesse com alta acurácia todos os desafios colocados pelo reCaptcha v2 e seus concorrentes. No entanto, vários avanços apareceram no sentido de reduzir a quantidade de imagens rotuladas para criar candidatos a resolvedores. Dentre eles, o mais significativos são os baseados nas redes generativas adversariais (*Generative Adversarial Networks*, ou GANs), propostas no famoso trabalho de GOODFELLOW et al. ([s.d.]). O primeiro trabalho que utiliza modelos generativos no contexto de Captchas mostrou uma redução de 300x na quantidade de dados classificados necessária para resolver um Captcha (GEORGE et al. (2017); nesse caso, os autores propõem uma rede diferente do GAN, chamada *Recursive Cortical Network*, ou

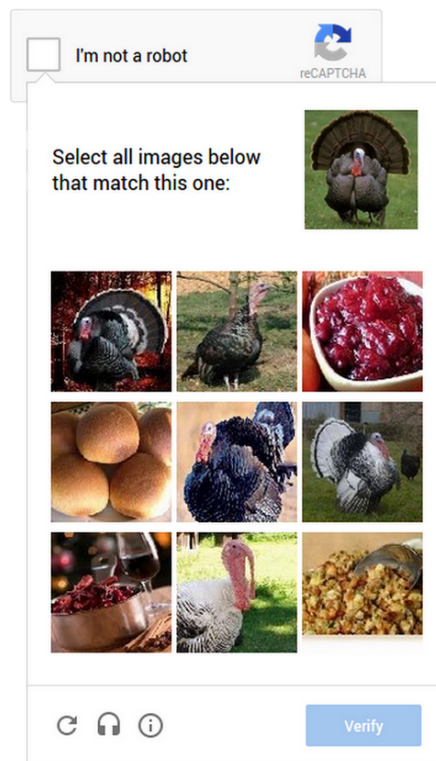


Figura 1.2: Exemplo do reCaptcha v2 com a imagens de perus

RCN). Outros trabalhos mais recentes (WANG et al., 2021; YE et al., 2018a) avançam ainda mais na pesquisa, reduzindo o trabalho de classificação para um novo Captcha de texto para aproximadamente 2 horas.

Mas foi em 2018, com o reCaptcha v3, que a Google deu a palavra final. Com a nova versão, as verificações de navegador passaram a ser muito mais poderosas, sendo raros os casos em que o site fica em dúvidas se a pessoa é ou não um robô. Versões mais recentes, como o reCaptcha *Enterprise*, de 2020, ainda permitem que as pessoas que mantêm os sites façam o ajuste de modelos de detecção de robôs. Os desafios de reconhecimento de texto, objetos ou imagens perderam a importância.

Então, no final, quem venceu a luta de geradores e resolvidores? Na verdade, nenhuma das duas! O que ocorreu com o reCaptcha v3 e seus sucessores foi, no fundo, uma mudança de perspectiva: o Captcha deixou de ser um sistema **passivo** e passou a ser um sistema **ativo** de verificação. Ao invés de criar uma tarefa difícil de resolver por robôs e fácil de resolver por pessoas, os sistemas criaram uma camada de verificação da sessão de acesso do usuário, incluindo análises do navegador, dos *cookies* e dos padrões de cliques. Antes mesmo de chegar no desafio de reconhecimento, o algoritmo de acesso precisa enganar os verificadores. Essa tarefa é muito mais parecida com um problema de *cyberataque* do que uma tarefa de inteligência artificial.

A guerra entre sites e *spammers* continua, mas não é mais uma luta entre geradores e resolvidores. Por conta disso, os desafios dos Captchas, sejam de texto ou de imagem, são hoje muito mais uma questão acadêmica do que uma questão de segurança. A pesquisa

sobre Captchas ainda é promissora e pode gerar muitos resultados importantes para a área de inteligência artificial.

Infelizmente, Captchas de textos em imagens continuam sendo populares na *internet*. Isso é especialmente evidente nos serviços públicos – objeto deste trabalho –, já que os serviços raramente são atualizados com ferramentas mais recentes. Desenvolver uma ferramenta que facilita a resolução de Captchas em sites públicos é uma forma de incentivar os sites a serem atualizados. Se o Captcha inseguro parar de fazer efeito prático, os sites terão de atualizar a tecnologia, seja colocando Captchas mais poderosos, que é o resultado indesejado, ou disponibilizando os dados públicos de forma aberta, que é o resultado desejado.

Essa é a lacuna identificada a partir da observação do estado atual dos serviços públicos e dos trabalhos acadêmicos analisados. Nesta pesquisa, será apresentado um fluxo de trabalho que pode ser facilmente aplicado a diferentes modelos de resolução de Captchas, incluindo arquiteturas que ainda não foram desenvolvidas. O fluxo de trabalho funcionará como um acelerador do aprendizado, possibilitando a criação de modelos que não precisam de intervenção humana. O resultado será encontrado explorando o potencial de uso do **oráculo**, apresentado na próxima seção.

1.3 Oráculo

Modelos de aprendizagem profunda usuais, quando ajustados sem cuidado, são muito sensíveis a perturbações pequenas nas imagens (YUAN et al., 2019). Por isso, se o site de um tribunal, por exemplo, mudar o Captcha utilizado, seria necessário baixar e anotar uma nova base de dados para treinar o modelo. Os avanços em técnicas de regularização fazem com que o modelo seja menos afetado por mudanças nos desafios gerados. Uma técnica de regularização que ajuda na capacidade de generalização é a aumento de dados com adição de ruídos (NOH et al., 2017). No entanto, nenhuma técnica garante que o modelo terá excelentes resultados em novos desafios.

Outra alternativa é desenvolver modelos que aprendem com poucos dados anotados. Como comentado anteriormente, GANs e modelos relacionados podem apresentar bons resultados na resolução de tarefas de imagens, mesmo com uma base de dados anotada. Nesse sentido, ainda que um site mude seu Captcha, é possível ajustar um modelo que resolve esse Captcha sem a necessidade de anotar muitos exemplos para construir uma nova base de treino.

Nessa tese, apresenta-se uma nova técnica para resolver Captchas com poucos dados anotados, chamada de *oráculo*. A técnica consiste em aproveitar o fato de que o Captcha aplica um teste de Turing automático para gerar bases de dados automaticamente. Ou seja, a técnica resolve o problema não com modelos mais sofisticados, mas com a utilização eficiente dos recursos disponíveis. Qualquer modelo pode se aproveitar dessa característica dos Captchas, incluindo arquiteturas que ainda não foram desenvolvidas.

Oráculo é a resposta do site pesquisado, afirmando se o rótulo enviado está correto. Eles estão disponíveis em todos os sites com Captchas, já que, por definição, o Captcha precisa apresentar o resultado do teste para o usuário. O nome “oráculo” foi inspirado

na mitologia grega, partindo do fato de que o site já possui a informação correta, como um deus. O site, no entanto, se comunica com o usuário através de um intermediário (o oráculo) que apresenta a resposta de forma limitada.

Oráculos se manifestam de diversas formas nos sites com Captchas. Por exemplo, pode dar a possibilidade de realizar apenas um teste por imagem, vários testes por imagem, ou ainda retornar informações ruidosas. Um exemplo de oráculo ruidoso é o reCaptcha v1, que pode retornar com um “bom o suficiente” quando o rótulo não está totalmente correto (AHN et al., 2008).

O oráculo é uma forma de obter uma base virtualmente infinita. Do ponto de vista de modelagem, é similar a um problema de aprendizado por reforço (SUTTON; BARTO, 2018), mas com uma resposta binária (acertou ou errou) no lugar de um escore.

A técnica consiste em utilizar um modelo inicial, possivelmente fraco. Em seguida, o site é acessado múltiplas vezes, gerando uma nova base de dados virtualmente infinita, que é completamente anotada nos casos de acerto e que apresenta o histórico de erros no caso de erro. O modelo inicial poderia ser ajustado com as técnicas usuais de modelagem, ou utilizando um modelo mais sofisticado como GAN.

Infelizmente, utilizar somente os casos classificados corretamente, obtidos dos acertos no teste do oráculo, induz viés de seleção na amostra (NA et al., 2020). Como o modelo só tem acesso aos casos em que já funciona bem, a informação obtida não é tão relevante. O desafio de modelagem da tese reside em como considerar a informação fornecida pelo oráculo nos casos em que o modelo inicial erra.

Do ponto de vista estatístico, a informação produzida pelo oráculo pode ser entendida como uma informação censurada (COLOSIMO; GIOLO, 2006). Isso acontece pois a informação existe e é correta, mas não está completa. No entanto, como a informação é resultado do teste de um rótulo produzido por um modelo, faz sentido afirmar que a censura não é gerada por acaso.

Na área de aprendizado de máquinas, um modelo apresenta resposta censurada ou incompleta é colocado na classe de problemas do aprendizado fracamente supervisionado (ZHOU, 2018). Trata-se de uma área ainda pouco investigada estudada na literatura, mas bastante ampla, englobando não só os métodos supervisionados como também os métodos semi-supervisionados. A tese apresentará os conceitos de aprendizado fracamente supervisionado, com foco na classe de problemas que a modelagem utilizando Captchas representa.

Para criar uma base de dados usando o oráculo, é necessário utilizar técnicas de raspagem de dados, imitando repetidamente o que um usuário faria para acessar o site. Por isso, a raspagem de dados se torna fundamental para a construção do modelo, tornando-se um dos objetivos da pesquisa.

1.4 Objetivo

O objetivo geral da tese é desenvolver uma solução inovadora, chamada WAWL (*Web Automatic Weak Learning*) para resolver Captchas, misturando técnicas de aprendizado

profundo com raspagem de dados e aproveitando os dados fornecidos pelo oráculo.

Especificamente, a pesquisa tem como objetivos:

1. Descrever o modelo proposto e estudar suas propriedades.
2. Construir e disponibilizar um repositório de dados para realização de mais pesquisas no ramo.
3. Ajustar e testar a eficácia do modelo proposto.
4. Disponibilizar um pacote computacional aberto, possibilitando a resolução de Captchas presentes em serviços públicos.

1.5 Justificativa

O presente trabalho é relevante para a ciência por conta de sua importância prática, importância teórica e viabilidade técnica. Os pontos são explicados abaixo.

Captchas em serviços públicos causam desequilíbrio de mercado e incentivam o uso de serviços com formas de remuneração duvidosas. O objetivo 4 vai de encontro direto com esse problema, disponibilizando uma ferramenta gratuita e aberta para resolução de Captchas que, pelo menos até a escrita da tese, pode ser utilizada em dezenas de serviços públicos.

Do ponto de vista teórico, a tese é importante por apresentar uma aplicação muito elegante do aprendizado fracamente supervisionado. No caso do Captcha, como a base de dados fracamente supervisionada é virtualmente infinita, trata-se de uma excelente oportunidade para testar novas técnicas e como elas se comportam empiricamente. Os objetivos 1 e 2 estão relacionadas a essa justificativa.

Finalmente, com relação à viabilidade técnica, o trabalho parte de uma lista de Captchas que já foram resolvidos utilizando aprendizado profundo. Como os Captchas já estão resolvidos, mesmo que a WAWL não apresentasse bons resultados – e apresenta – o projeto ainda teria como subprodutos as bases de dados e o pacote computacional disponibilizados abertamente. O objetivo 3 é o que torna a proposta tecnicamente viável.

1.6 Hipóteses

O projeto foi desenvolvido em torno de duas hipóteses principais. Tais hipóteses são oriundas tanto do levantamento bibliográfico realizado para desenvolver a pesquisa, quanto da experiência pessoal do autor em projetos de pesquisa aplicados.

1. A utilização de aprendizado fracamente supervisionado com oráculo permite a criação de modelos que resolvem Captchas de textos em imagens sem a necessidade de criar grandes bases anotadas.
 - a. Sub-hipótese: É possível criar um modelo genérico que funciona bem e se adapta com o uso do oráculo.
 - b. Sub-hipótese: Com a teoria de aprendizado fracamente supervisionado, é possível demonstrar que modelos criados dessa forma apresentam desempenho análogo ao que seria obtido com bases totalmente supervisionadas.

2. É possível aliar a área de raspagem de dados com a área de modelagem estatística.
 - a. Sub-hipótese: O uso de raspagem de dados como passo intermediário do processo de modelagem apresenta resultados positivos no poder preditivo dos Captchas.
 - b. Sub-hipótese: É possível criar um modelo com aprendizado ativo, que melhora continuamente conforme é utilizado nos sites.

1.7 Organização do trabalho

O segundo capítulo, “metodologia” contém todos os passos dados para construção da tese, tanto do ponto de vista teórico como prático. Parte-se da definição técnica dos Captchas, chegando até as redes neurais e a classe problema trabalhada de forma ampla. Em seguida, apresenta-se o método WAWL e suas características. Depois, a base de dados é descrita, mostrando as fontes de dados consideradas e as técnicas de raspagem de dados utilizadas. Por último, descreve-se, com detalhes, as simulações realizadas para obtenção dos resultados empíricos.

O terceiro capítulo, “resultados”, apresenta os resultados da pesquisa. Do ponto de vista teórico, são apresentadas as demonstrações das propriedades do modelo. Do ponto de vista empírico, são apresentados os resultados das simulações e outros experimentos realizados com a técnica WAWL.

No quarto e último capítulo, “conclusão”, a pesquisa é concluída, com apresentação das considerações finais e próximos passos. Também foi incluído um apêndice descrevendo e documentando o pacote {captcha}, criado atingir o objetivo 4 da pesquisa.

Capítulo 2

Metodologia

O capítulo está organizado em três seções: definição do problema, dados e simulações. A primeira mostra a base matemática do problema estudado e as escolhas de sintaxe e terminologias. A segunda descreve as fontes de dados e o processo de coleta, já que a base foi construída totalmente do zero. A terceira mostra como foram planejadas as simulações para verificar se a solução proposta funciona bem empiricamente.

Na parte de redes neurais, optou-se por trabalhar nas pontes entre os modelos clássicos de estatística e os modelos de redes neurais, mas sem tecer todos os detalhes técnicos que podem ser encontrados em livros didáticos. Antes de 2015, a pesquisa em redes neurais nos departamentos de estatística era uma novidade, sofrendo até certo preconceito por ser uma classe de modelos “caixa-preta”. Com o passar do tempo, no entanto, a área está ficando cada vez mais popular, envolvendo até mesmo trabalhos de iniciação científica no tema. Por isso, optou-se por trazer poucos detalhes da área, focando nas pontes entre os modelos clássicos e as redes neurais. Espera-se que o conteúdo possa ser aproveitado por pessoas interessadas em ensinar redes neurais para estudantes de estatística.

Na seção de dados, procurou-se apresentar a metodologia de coleta em detalhes. Isso foi feito porque a área de raspagem de dados não é comum para estudantes de estatística, existindo até uma percepção entre acadêmicos de que trata-se de uma área separada da estatística. Uma das hipóteses de pesquisa, bem como a solução técnica apresentada neste trabalho é justamente uma ponte entre as duas áreas, justificando um detalhamento maior dos conceitos.

Implementações de raspagem de dados, no entanto, são inconstantes. Um site de interesse pode mudar sua estrutura ou simplesmente trocar o Captcha para um reCaptcha da noite para o dia, alterando completamente o fluxo de coleta. Isso aconteceu, inclusive, com um dos sites mais importantes dentro do contexto da jurimetria: em 2018, o Tribunal de Justiça de São Paulo (TJSP) passou a utilizar o reCaptcha para bloquear ferramentas automatizadas. Qualquer código ou fluxo para acessar as fontes de dados consideradas no trabalho, portanto, estariam datadas no momento da publicação. Por isso, optou-se por apresentar essa parte de forma genérica e deixar as atualizações para os códigos, que estão disponíveis publicamente e serão mantidos com contribuições da comunidade.

Na seção de simulações, procurou-se descrever os passos dados em detalhe. Nesse

caso, a escolha do detalhamento se deu por motivos puramente científicos, para que qualquer pessoa possa reproduzir os passos dados. Dessa forma, pessoas interessadas na área podem replicar os resultados em outros exemplos com alterações mínimas no fluxo, além de sugerir melhorias.

2.1 Definição do problema

O problema a ser trabalhado é um caso de *aprendizado fracamente supervisionado* (ZHOU, 2018). Trata-se de uma generalização do aprendizado supervisionado e também do aprendizado *semi-supervisionado*. Usualmente, a área de aprendizado estatístico (ou aprendizado de máquinas) se concentra em dois tipos de problemas principais: o aprendizado supervisionado e o aprendizado não supervisionado. Isso ocorre principalmente por fins didáticos, pois é mais fácil passar os modelos que fazem parte de cada área.

No entanto, a estatística evolui com os problemas que ocorrem no mundo. E, no mundo, os problemas nem sempre recaem em uma ou outra categoria. O que temos, na verdade, é que os problemas não supervisionados e supervisionados estão conectados, desde que o objetivo de uma pesquisa seja o de prever valores (regressão) ou categorias (classificação).

Nesse sentido, uma área que ficou popular nos últimos anos, até por conta dos avanços na área de Deep Learning, é o *aprendizado semi-supervisionado* (ZHU, 2005). Trata-se de uma classe de problemas contendo uma amostra completamente anotada e uma amostra sem anotações. A amostra sem anotações é usada para compreender como os dados foram gerados, e os parâmetros podem ser compartilhados com a parte supervisionada do modelo. Isso poderia indicar que existem três classes de problemas: o não supervisionado, o supervisionado e o semi-supervisionado.

Mas isso também não representa todas as classes de problemas. Em muitas aplicações reais, obter uma anotação completa e correta pode ser custoso ou até impraticável. Além disso por envolver trabalho humano, é comum que classificações contenham erros. Para lidar com esses casos existe uma área, que generaliza as anteriores, que é o aprendizado fracamente supervisionado.

Aprendizado fracamente supervisionado é um termo guarda-chuva. Dentro da área existem diversos tipos de problemas, como aprendizado semi-supervisionado, aprendizado de múltiplas instâncias (BLUM; KALAI, 1998), aprendizado com rótulos incorretos ou incompletos (ZHOU, 2018). O caso dos Captchas com o uso do oráculo será apresentado como outra classe de problemas, chamada ***aprendizado com rótulos parciais*** (*partial label learning*, PLL, (JIN; GHAMRANI, 2002)). Essa classe apresenta uma especialização ainda mais próxima do problema estudado, chamado ***aprendizado com rótulos complementares*** (*complementary label learning*, (ISHIDA et al., 2017a)).

A interpretação do Captcha como um problema de PLL será apresentada no final do capítulo. A jornada começa de onde deve começar, com aqueles que são objeto de análise deste trabalho: os Captchas.

2.1.1 Captcha

Captcha é um *desafio* do tipo *desafio-resposta* usado para determinar se a usuário do sistema é um humano. Existem diversos tipos de Captcha diferentes, que envolvem desde identificar textos em imagens até resolver expressões matemáticas complexas.

O foco deste trabalho reside nos Captchas baseados em imagens rotuladas, que é o tipo mais comum. Em seguida, a menos que se mencione ao contrário, todos os Captchas apresentados são desse tipo.

O fluxo completo de um Captcha envolve cinco componentes: um *rótulo*, um *gerador*, uma *imagem*, um agente e um *oráculo*. Um ciclo do Captcha é completado ao seguir os passos:

1. O rótulo é definido, usualmente com algum procedimento aleatório, ocultado do agente.
2. A imagem é gerada a partir do rótulo e apresentada para o agente.
3. O agente preenche sua resposta a partir da imagem (que pode estar certo ou errado)
4. O oráculo verifica se a resposta está correta.
5. Dependendo da resposta, o agente é direcionado para a página autenticada ou para uma página de erro.

A Figura 2.1 esquematiza o fluxo do Captcha.

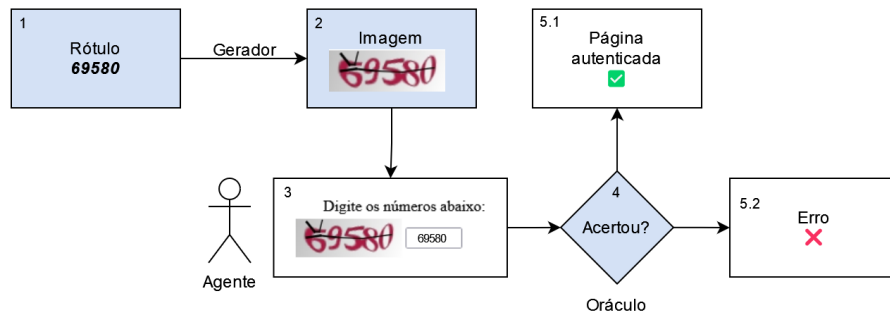


Figura 2.1: Fluxo do Captcha

Imagem, rótulo e variável resposta

A imagem é uma matriz $x = \{x_{nmr} \in [0, 1]\}_{N \times M \times R}$, contendo padrões que, a partir da análise humana, levam ao rótulo do Captcha. O *rótulo* dado por um vetor de caracteres $c = [c_1, \dots, c_L]^T$. O comprimento L pode ser fixo ou variável, ou seja, duas imagens criadas pelo mesmo gerador podem vir com comprimentos diferentes. Nas definições que seguem considerou-se L como fixo, por simplicidade.

Os elementos do vetor c fazem parte de um alfabeto \mathcal{A} , com cardinalidade $|\mathcal{A}|$, finito e conhecido. O alfabeto contém todos os possíveis caracteres que podem aparecer na imagem. Na maioria dos casos, \mathcal{A} corresponde a uma combinação de algarismos arábicos (0-9) e letras do alfabeto latino (a-z), podendo diferenciar ou não as letras maiúsculas e minúsculas¹.

¹ existem exemplos de Captchas baseados em imagens que não são limitados a letras e números para consti-

O elemento da matriz x_{nm} é denominado *pixel*. Um pixel representa a menor unidade possível da imagem. Em uma imagem colorida, por exemplo, $R = 3$. Nesse caso, um pixel é um vetor de três dimensões com valores entre zero e um, representando a intensidade de vermelho, verde e azul da coordenada (n, m) da imagem. Em imagens em escala de cinza, $R = 1$ e o pixel, de uma dimensão, representa a intensidade do cinza, sendo 1 o equivalente da cor branca e 0 da cor preta.

A Figura 2.2 mostra um exemplo Captcha do Tribunal de Justiça de Minas Gerais (TJMG). Nesse caso, tem-se $L = 5$ e $|\mathcal{A}| = 10$, apenas os dez algarismos arábicos. A imagem tem dimensões $N = 110$, $M = 40$ e $R = 3$. O rótulo da imagem é $[5, 2, 4, 3, 2]^T$.

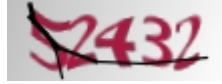


Figura 2.2: Exemplo de Captcha no TJMG.

A **variável resposta** é uma matriz binária $y_{L \times |\mathcal{A}|}$, em que cada linha representa um dos valores do vetor c , enquanto as colunas possuem um representante para cada elemento de \mathcal{A} . Um elemento y_{ij} vale 1 se o elemento i do rótulo c corresponde ao elemento j do alfabeto \mathcal{A} , valendo zero caso contrário. A variável resposta pode ser pensada também como o *one-hot encoding* do rótulo.

Uma maneira alternativa de definir a variável resposta seria com um vetor de índices representando cada elemento do alfabeto em um vetor. O problema de trabalhar dessa forma é que a variável resposta y tem um número exponencial de combinações: o rótulo possui L caracteres, sendo que cada caractere pode ter $|\mathcal{A}|$ valores, totalizando $|\mathcal{A}|^L$ combinações.

Por exemplo, um Captcha com $L = 6$ letras e $|\mathcal{A}| = 36$ possibilidades em cada letra (26 letras do alfabeto latino e 10 algarismos arábicos), possui um total de 2.176.782.336 (> 2 bilhões) combinações. Por isso, modelar as imagens diretamente através de uma única variável resposta categórica é tecnicamente inviável.

A forma *one-hot* da resposta pode ser entendida como uma **multinomial multivariada** (LI; TSUNG; ZOU, 2014). A resposta é multivariada porque temos L caracteres na imagem e multinomial porque temos $|\mathcal{A}|$ possíveis caracteres em cada posição. Dessa forma, podemos pensar que um modelo que resolve o Captcha envolve L classificadores com resposta multinomial, cada um dando conta de um dos caracteres. Os classificadores podem ser independentes e podem até contar com etapas de pré-processamento separadas.

Seguindo o exemplo da Figura 2.2, é possível representar o rótulo da seguinte forma:

tuir o rótulo (KAUR; BEHAL, 2014). Como esses casos não aparecem nas aplicações práticas de interesse, estão fora do escopo do trabalho.

$$c = \begin{bmatrix} 5 \\ 2 \\ 4 \\ 3 \\ 2 \end{bmatrix} \rightarrow y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

A forma *dummy* da resposta facilita os trabalhos que seguem. Como será visto mais adiante, o modelo de rede neural gerará uma matriz de probabilidades que somam 1 em cada linha, com as probabilidades de cada caractere em cada posição.

Gerador

O **gerador** é uma função g que recebe um rótulo como entrada e devolve uma imagem como saída. Um bom gerador é aquele que é capaz de gerar uma imagem fácil de interpretar por humanos, mas difícil de se resolver por máquinas.

Um exemplo de gerador é a função criada no pacote `{captcha}`. A função foi criada para realizar simulações do sistema de resolução proposto na tese, a partir do pacote `{magick}` (OOMS, 2021), que utiliza o software *ImageMagick*. A função aplica uma série de distorções e efeitos comuns no contexto de Captchas, gerando imagens como a da Figura 2.3.



Figura 2.3: Exemplo de captcha gerado pela função `captcha::captcha_generate()`

O gerador segue os passos abaixo, a partir do momento em que um rótulo c existe:

1. É criada uma matriz $N \times M \times R$, com valores entre zero e um gerados por simulações de uma $\mathcal{U}(0, 1)$.
2. É adicionada uma cor base ao ruído, definida de forma aleatória.
3. A matriz é transformada em um objeto do tipo `magick-image`.
4. A imagem é preenchida com o valor do rótulo, adicionando-se efeitos como rotação, linha unindo as letras e variação de cores.
5. A imagem recebe outros tipos de distorções, como adição de ruído, alteração de cores e outros efeitos.

No final, o gerador retorna a imagem, que é a única informação enviada ao agente. O rótulo fica escondido para verificação do oráculo.

Oráculo

Para definir o oráculo, utilizou-se uma terminologia que é facilmente encaixada com a teoria de aprendizado fracamente supervisionado. Seja g um classificador utilizado para prever o rótulo de uma imagem e seja X_{n+1} uma nova imagem que é observada, com

sua resposta Y_{n+1} , desconhecida. A operação $g(X_{n+1}) = \hat{Y}_{n+1}$ retorna um candidato para Y_{n+1} , que pode estar correto ou errado.

O oráculo é uma função $\mathcal{O} : \mathcal{Y} \rightarrow 2^{\mathcal{Y}}$, ou seja, uma função que recebe um elemento do domínio da resposta \mathcal{Y} (ou seja, do conjunto de todas as combinações de rótulos) para o conjunto de subconjuntos (as partes) de \mathcal{Y} . Na prática, a função retorna uma lista de possíveis valores de Y_{n+1} , da seguinte forma:

$$\mathcal{O}(\hat{Y}_{n+1}) = \begin{cases} \{Y_{n+1}\}, & \text{se } Y_{n+1} = \hat{Y}_{n+1} \\ \mathcal{Y} \setminus \{\hat{Y}_{n+1}\}, & \text{se } Y_{n+1} \neq \hat{Y}_{n+1} \end{cases}$$

Explicando a função: quando o classificador g acerta o rótulo, o oráculo retorna uma lista que contém apenas um elemento: o próprio rótulo. Para simplificar, também é possível utilizar a notação de *rotulo complementar* $Y_{n+1} \neq \hat{Y}_{n+1} = \bar{Y}$. Quando o classificador g retorna o rótulo errado, o oráculo retorna uma lista com todos os outros possíveis rótulos do rótulo, o que inclui o verdadeiro valor Y_{n+1} .

A Figura 2.4 mostra o funcionamento do oráculo no exemplo do TJMG. Quando a predição é igual ao rótulo, o resultado apresentado é o valor um, indicando que o rótulo está correto. Quando a predição é diferente do rótulo, o resultado apresentado é o valor zero, indicando que o valor testado está incorreto e que, portanto, o rótulo real é um dentre todos os outros possíveis rótulos.

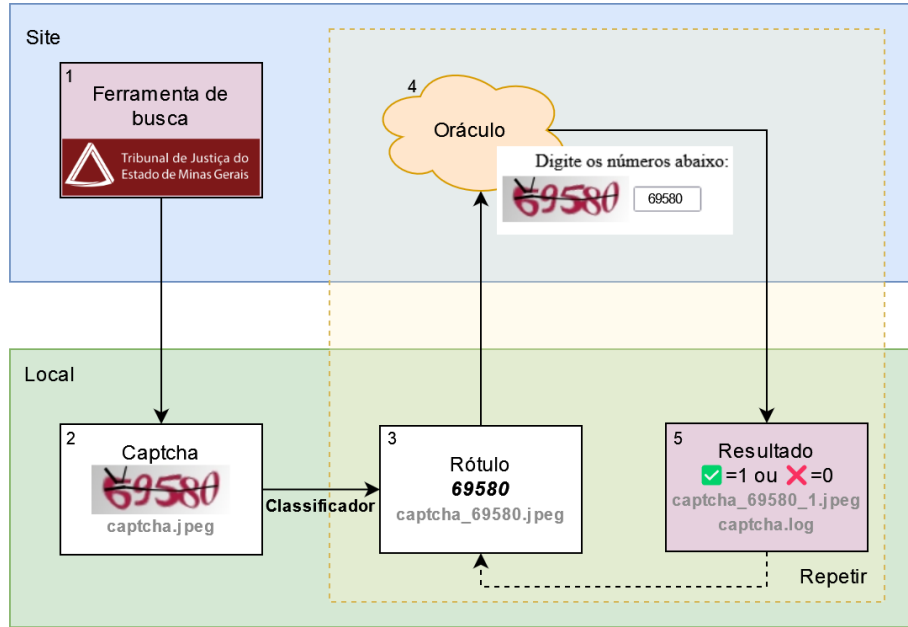


Figura 2.4: Esquema mostrando o funcionamento do oráculo.

É possível generalizar naturalmente o oráculo para múltiplos chutes mudando a definição da função que faz predições. Seja h uma função que retorna um conjunto de k respostas possíveis, $k \in \mathbb{N}$, $k \geq 1$, com x_{n+1} e y_{n+1} iguais aos definidos anteriormente. Então o oráculo tem o funcionamento definido abaixo:

$$\mathcal{O}(h(x_{n+1})) = \begin{cases} \{y_{n+1}\}, & \text{se } y_{n+1} \in h(x_{n+1}) \\ \mathcal{Y} \setminus h(x_{n+1}), & \text{se } y_{n+1} \notin h(x_{n+1}) \end{cases}.$$

Nesse caso, o oráculo também retorna uma lista com a resposta y_{n+1} . A única diferença é que, quando o Captcha aceita múltiplos chutes, a lista retornada em caso de erro tem um comprimento menor.

O oráculo tem um papel fundamental na solução proposta. O fato do oráculo sempre retornar a resposta correta na lista de opções faz com que ela necessariamente reduza o espaço de respostas a serem buscadas em uma tentativa futura. Esse fato será explorado a partir de um método iterativo para encontrar o valor real do rótulo.

Fatos estilizados

Captchas costumam ter dimensões relativamente pequenas, com a altura N variando entre 30 e 200 *pixels* e a largura M variando entre 100 e 300 *pixels*. As imagens costumam ser retangulares para comportar várias letras lado a lado, ou seja, geralmente $M > N$. O valor de R é 1 para imagens em escala de cinza e 3 para imagens coloridas.

Historicamente, uma alternativa para resolver Captchas é separando o problema em duas tarefas: segmentar e classificar. A tarefa de segmentação consiste em receber uma imagem com várias letras e detectar pontos de corte, separando-a em várias imagens de uma letra. Já a classificação consiste em receber uma imagem com uma letra e identificar o caractere correspondente. Nesse caso, a resposta é reduzida para $|\mathcal{A}|$ categorias, que cresce linearmente e, portanto, tratável.

A tarefa de resolver Captchas também poderia ser vista como um problema de reconhecimento óptico de caracteres (*Optical Character Recognition*, OCR). No entanto, as distorções encontradas em Captchas são bem diferentes das distorções encontradas em textos escaneados, que são o objeto de aplicação de ferramentas de OCR. Por esse motivo, as ferramentas usuais de OCR apresentam resultados pouco satisfatórios em vários Captchas.

As distorções encontradas em Captchas podem ser agrupadas em distorções para dificultar a segmentação e distorções para dificultar a classificação. Na parte de classificação, as principais formas de dificultar o trabalho dos modelos são i) mudar as fontes (serifa ou sem serifa ou negrito/itálico, por exemplo), ii) mudar letras minúsculas para maiúsculas e iii) adicionar distorções nos caracteres. Já na parte de segmentação, as principais formas são i) colar os caracteres e ii) adicionar linhas ligando os dígitos. Essas técnicas são combinadas com a adição de ruído e distorção nas imagens completas para compor a imagem final.

2.1.2 Redes neurais

A abordagem discutida ao longo da tese utiliza redes neurais convolucionais. Para explicar o funcionamento dessa técnica, apresenta-se as definições para redes neurais e para a operação de convolução no contexto de Captchas, construindo o modelo utilizado nas simulações do modelo proposto.

A ideia abaixo é apresentar como funcionam as redes neurais no contexto de Captchas. O modelo apresentado é o que foi utilizado nas simulações, que é um modelo de redes neurais convolucionais simples, similar ao LeNet, com três camadas convolucionais e duas camadas densas (LECUN et al., 1998).

A técnica proposta pela tese pode utilizar diversas arquiteturas de redes neurais. A escolha de uma arquitetura mais simples foi feita para demonstrar a eficácia do procedimento de forma mais contundente. Outras arquiteturas mais rebuscadas, como as apresentadas no referencial teórico (GEORGE et al., 2017; YE et al., 2018b) podem melhorar a aplicação do modelo. A única restrição é que ela possa receber uma função de perda modificada, como será mostrado a seguir.

É possível organizar a estrutura de uma rede neural em três componentes: a **arquitetura da rede**, a **função de perda** e o **otimizador**. Os componentes são detalhados nas próximas subseções.

Como uma rede neural possui muitos componentes e subcomponentes, é usual apresentar sua estrutura na forma de um diagrama. Redes neurais costumam ser fáceis de representar através de grafos, que podem ser utilizados de forma mais ou menos detalhada, dependendo do interesse.

A Figura 2.5 mostra, de forma esquemática, os componentes (retângulos tracejados) e subcomponentes (partes internas dos componentes) do modelo utilizado.

Arquitetura da rede

A arquitetura da rede é uma função que leva os dados de entrada na estrutura de dados da variável resposta. A arquitetura tem papel similar ao exercido pelo componente sistemático em um modelo linear generalizado (NELDER; WEDDERBURN, 1972). Trata-se da parte mais complexa da rede neural, carregando todos os parâmetros que serão otimizados.

A arquitetura da rede possui três componentes principais, separados em dois itens cada:

- as camadas ocultas: camadas **convolucionais** e camadas **densas**;
- as técnicas de regularização: **normalização em lote** (*batch normalization*), **dropout** e junção de pixels (*max pooling*);
- as funções de ativação: função de ativação linear retificada (*rectified linear unit*, ReLU) e a função de normalização exponencial (*softmax*).

Abaixo, apresenta-se as definições seguindo-se a ordem de aplicação das operações na arquitetura da rede neural: camada convolucional, ReLU, *max pooling*, *batch normalization*, *dropout*, camada densa e *softmax*.

A **convolução** é uma operação linear que recebe como entrada uma matriz e retorna outra matriz. Ela é diferente de uma operação usual de multiplicação de matrizes vista no contexto de modelos lineares generalizados, por envolver uma operação nos elementos na vizinhança de cada pixel.

Uma forma organizada de fazer essa soma ponderada é criando uma matriz de pesos.

2.1 | DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

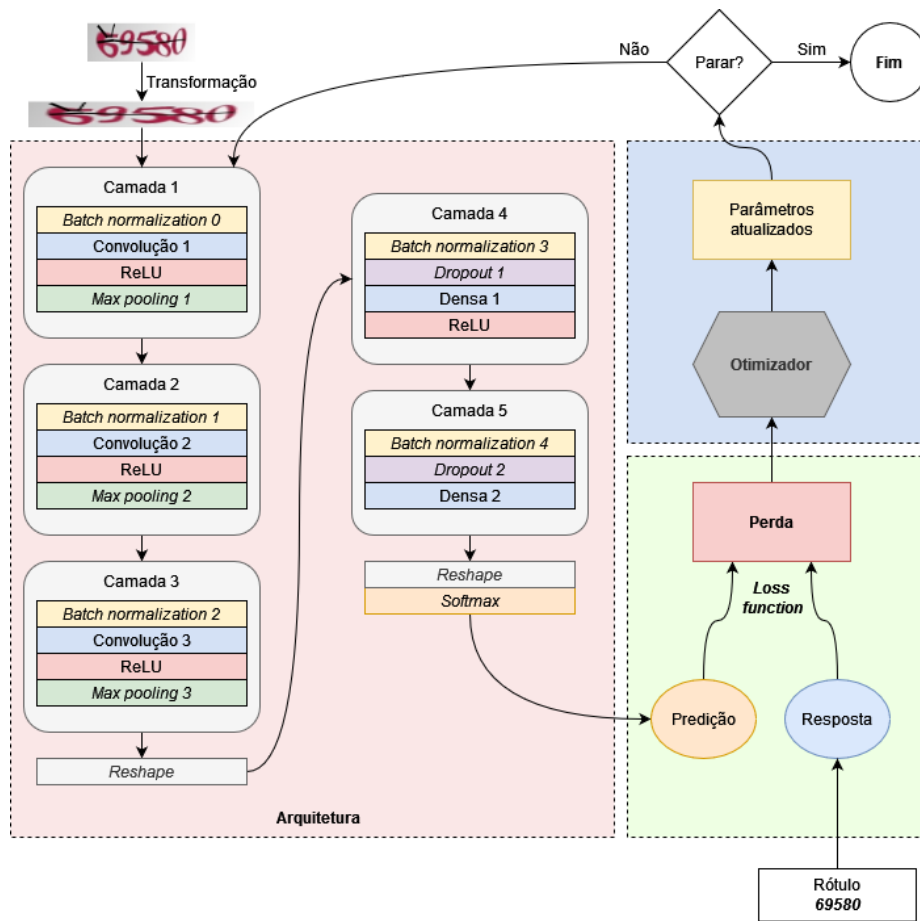


Figura 2.5: Diagrama representando o modelo utilizado de forma genérica, com todos os componentes e subcomponentes apresentados de forma esquemática. As partes de fora dos componentes são entradas de dados ou decisões de parada do ajuste.

Com ela, não é necessário procurar os pontos da vizinhança. Para cada ponto (i, j) , obtém-se a matriz de vizinhança, multiplica-se pontualmente pela matriz de pesos e soma-se os valores resultantes. A matriz de pesos é chamada de núcleo, ou *kernel*.

Considere

$$K = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

e a imagem da Figura 2.6. Como visto anteriormente, trata-se de uma matriz de dimensão $40 \times 110 \times 3$.



Figura 2.6: Imagem de Captcha utilizado em exemplos anteriores.

Tome por exemplo a primeira dimensão do pixel $(i, j, k) = (12, 16, 1)$. A vizinhança 3×3

em torno desse ponto é dada por

$$P_{i,j,k} = \begin{bmatrix} 0.094 & 0.412 & 0.686 \\ 0.051 & 0.063 & 0.529 \\ 0.071 & 0.000 & 0.086 \end{bmatrix}$$

A operação de convolução é feita da seguinte forma:

$$\begin{aligned} (P_{12,16,1} * K)_{12,16,1} = & k_{1,1}p_{11,15,1} + k_{1,2}p_{11,16,1} + k_{1,3}p_{11,17,1} + \\ & + k_{2,1}p_{12,15,1} + k_{2,2}p_{12,16,1} + k_{2,3}p_{12,17,1} + \\ & + k_{3,1}p_{13,15,1} + k_{3,2}p_{13,16,1} + k_{3,3}p_{13,17,1} \end{aligned}$$

Esse é o valor a ser colocado no ponto (i, j, k) . Isso funciona em todos os pontos que não estão na borda da imagem.

Existem duas formas de trabalhar com as bordas da imagem. A primeira é preenchendo as bordas com zeros, de forma a considerar apenas os pontos da imagem. A segunda é descartar os pontos da borda e retornar uma imagem menor, contendo somente os pixels em que foi possível aplicar todo o *kernel*.

No caso do exemplo, o resultado da convolução fica como na Figura 2.7. A matriz não foi escolhida por acaso: ela serve para destacar padrões horizontais da imagem. Como a primeira linha é formada por -1 e a última é formada por 1 , a matriz fica com valor alto se a parte de cima do pixel for preta e a parte de baixo for branca ($\text{grande} * 1 + \text{pequeno} * (-1)$). A parte destacada da imagem acabou sendo a parte de baixo dos números e, principalmente, a linha que une os números.



Figura 2.7: Aplicação de uma convolução com kernel horizontal.

Aplicando o kernel vertical abaixo

$$K = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

as partes destacadas são as laterais dos números, conforme Figura 2.8.



Figura 2.8: Aplicação de uma convolução com kernel horizontal.

O resultado da convolução pode ter números negativos ou maiores que um. Para que seja possível visualizar, as imagens mostradas acima foram normalizadas.

Uma característica das imagens mostradas acima é que elas ficaram escuras, ou seja, com muitos valores próximos de zero. Uma técnica para modificar a imagem é adicionar uma constante numérica ao resultado da convolução. Esse é o chamado **viés** (*bias*) da convolução.

A Figura 2.9) mostra o efeito de adicionar um viés de 0.6 após aplicação da convolução com kernel vertical. É possível identificar claramente a diferença entre os números (mais suaves) e as curvas usadas para conectar os números (mais proeminentes).



Figura 2.9: Aplicação de uma convolução com kernel horizontal.

Uma **camada convolucional** envolve a aplicação de convoluções com d *kernels* em uma matriz, além da adição do *bias*. O resultado da aplicação de uma camada convolucional com preenchimento das bordas é uma matriz com as mesmas dimensões N e M da matriz de entrada, mas com d entradas na dimensão das cores. Como o valor de d pode ser diferente de 1 ou 3, não faz mais sentido tratar essa dimensão como cores, por isso essa dimensão é chamada de **canais** da imagem resultante.

É importante notar que, nos exemplos apresentados anteriormente, a convolução foi aplicada a apenas um dos canais da imagem: o primeiro. Quando a imagem de entrada possui vários canais, camada convolucional aplica cada *kernel* em cada canal da imagem e, depois, faz a soma dos valores resultantes.

A Figura 2.10 mostra um exemplo de aplicação de camada convolucional para a imagem utilizada nos exemplos anteriores. Os *kernels* foram escolhidos com base em um modelo que já foi ajustado para o Captcha. Note que os canais capturam a informação dos números e dos ruídos, focando em detalhes diferentes.

Antes da aplicação da camada convolucional, a operação de **batch normalization** foi aplicada. Essa operação nada mais faz do que normalizar os números da matriz de entrada antes da aplicação da convolução, ou seja, retirar a média e dividir pelo desvio padrão.

$$x_z = \left(\frac{x - \bar{x}}{\sqrt{\sigma_x^2 + \epsilon}} \right) \gamma + \beta$$

O valor ϵ , geralmente um valor pequeno, é adicionado para evitar problemas numéricos quando a variância é muito baixa. Os parâmetros γ e β podem ser adicionados no passo da normalização, fazendo parte do fluxo de aprendizagem do modelo. Apesar de não ser uma teoria fechada, alguns resultados indicam que o uso de *batch normalization* reduz o tempo de aprendizado dos modelos (IOFFE; SZEGEDY, 2015). O passo foi adicionado nos modelos por apresentar bons resultados nas simulações.

Após a aplicação da convolução, também é aplicada a função não linear **ReLU**. A transformação ReLU é a mais simples das funções de ativação, sendo igual à função identidade quando a entrada é positiva e zero caso contrário:



Figura 2.10: Resultado da aplicação da primeira convolução à imagem.

$$\text{ReLU}(x) = x\mathbb{I}_{(x>0)}.$$

A função ReLU serve para tornar a arquitetura do modelo uma operação não linear. Qualquer operação não linear poderia ser utilizada, mas a mais simples e mais popular é a ReLU.

Em seguida, aplica-se uma operação para reduzir a dimensão da imagem, chamada **max pooling**. Trata-se de uma operação que recebe a imagem e um *kernel*, retornando, para cada janela, o maior valor dos pixels. Usualmente, a técnica também utiliza *strides* fazendo com que cada pixel seja avaliado apenas uma vez. Por exemplo, para uma matriz com dimensões $M_{10 \times 10}$ e *kernel* com dimensões 2×2 , o resultado é uma matriz $M_{5 \times 5}^P$ onde cada elemento é o valor máximo da janela correspondente ao pixel.

A operação *max pooling* é muito comum no contexto de redes neurais convolucionais. Sua aplicação é importante para que os *kernels* sejam aplicados em diferentes níveis da imagem de entrada.

A aplicação das camadas convolucionais é repetida três vezes. Ou seja, as seguintes operações são aplicadas a partir da imagem original:

1. *batch normalization*: 6 parâmetros
2. camada convolucional: 896 parâmetros
3. ReLU
4. *max pooling*
5. *batch normalization*: 64 parâmetros
6. camada convolucional: 18.496 parâmetros
7. ReLU

8. *max pooling*
9. *batch normalization*: 128 parâmetros
10. camada convolucional: 36.928 parâmetros
11. ReLU
12. *max pooling*
13. *batch normalization*: 128 parâmetros

A dimensão da imagem de entrada, bem como quantidade de canais gerados por cada camada convolucional foram fixadas. Tais números podem ser considerados como hiperparâmetros do modelo, mas foram fixados para facilitar as simulações, que já contam com diversos hiperparâmetros.

A imagem de entrada foi fixada na dimensão 32×192 . O valor foi definido dessa forma porque um dos Captchas de referência, da Receita Federal do Brasil (RFB), possui 6 letras e $32 * 6 = 192$. Ou seja, é como se a imagem fosse a colagem lado a lado de 6 imagens 32×32 .

A quantidade de canais gerados pelas camadas convolucionais foram fixadas em 32, 64 e 64. A utilização de números crescentes de canais nas camadas convolucionais é comum (LECUN et al., 1998), bem como a utilização de números que são potências de 2 (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015b). Nesse sentido, um possível valor para a terceira camada era de 128 canais, mas optou-se por 64 canais para que a quantidade de parâmetros não ficasse grande demais, já que isso exigiria mais tempo de computação e computadores mais poderosos.

O total de parâmetros que podem ser otimizados até o final das camadas convolucionais é 56.646. Esse número pode parecer grande no contexto de modelos estatísticos tradicionais como uma regressão linear, que teria, considerando cada pixel como uma co-variável, 4.401 parâmetros (40×110 e o intercepto). No entanto, é uma quantidade relativamente pequena no contexto de redes neurais. Redes neurais recentes aplicadas a imagens, como o DALL-E 2 possui 3,5 bilhões de parâmetros (RAMESH et al., [s.d.]).

Em seguida, o resultado é transformado para um formato retangular, similar ao que se encontra em modelos de regressão. Aqui, as dimensões da imagem não são mais importantes e os pixels de cada canal são tratados como variáveis preditoras. Esse passo pode ser interpretado da seguinte forma: as camadas convolucionais funcionam como um pré-processamento aplicado às imagens, como uma engenharia de variáveis (KUHN; JOHNSON, 2019) otimizada, já que os parâmetros são ajustados no modelo.

Uma vez obtidas as variáveis preditoras com o pré-processamento, é a hora de aplicar as camadas densas. Tais camadas são as mais comuns no contexto de redes neurais. Nesse caso, a operação linear aplicada é uma multiplicação de matrizes, similar ao que é feito em um modelo linear generalizado. Na verdade, o componente sistemático de um modelo linear generalizado é equivalente a uma camada densa com a aplicação de viés, com a função de ativação da fazendo o papel da função de ligação.

Assim como existem os canais das camadas convolucionais, existem os filtros das camadas densas. A quantidade de filtros define a dimensão do vetor de saída. O número de parâmetros da camada densa é igual ao número de itens no vetor de entrada multiplicado pelo número de filtros, somado à quantidade de filtros novamente, por conta do *bias*. No

caso do exemplo, a saída das camadas convolucionais tem dimensão $2 \times 22 \times 64$, ou seja, 64 canais de imagens 2×22 . Com a transformação em vetor, a quantidade de colunas da base passa a ser a multiplicação das dimensões, ou 2.816. No modelo ajustado que foi utilizado como exemplo, aplicou-se 200 filtros na camada densa, totalizando 563.400 parâmetros. Nas simulações, a quantidade de filtros foi variada para produzir modelos com menor ou maior capacidade.

É no contexto da grande quantidade de parâmetros que entra o conceito do *dropout* (BALDI; SADOWSKI, 2013). Trata-se de uma regra de regularização muito simples de implementar, mas que possui grande impacto no ajuste dos modelos. A técnica consiste em selecionar uma amostra dos parâmetros em uma das camadas e apagá-los, forçando que os valores sejam fixados em zero. Na prática, essa técnica obriga o modelo a ser ajustado de forma que amostras aleatórias dos parâmetros sejam boas para prever a variável resposta. Quando o modelo ajustado é usado para inferências, o *dropout* é desativado e o modelo pode utilizar todos os parâmetros, obtendo-se, na prática, uma média ponderada das predições de cada sub-modelo. Dessa forma, o dropout tem um efeito similar à aplicação da técnica de *bagging* (GALAR et al., 2011), muito utilizada na área de árvores de decisão.

O *dropout* é aplicado após a finalização das camadas convolucionais. Em seguida, vem a primeira camada densa, um ReLU e um *batch normalization*. Depois, é aplicada mais um *dropout* e mais uma camada densa. Com isso, a aplicação de operações é finalizada. O total de parâmetros na configuração do modelo apresentado foi de 630.496. Os modelos mais simples utilizados nas simulações, com 100 filtros na camada densa, têm 343.696. Os mais complexos, com 300 filtros na camada densa, têm 917.396 parâmetros.

Para finalizar a arquitetura do modelo, as quantidades resultantes devem ser ajustadas ao formato da variável resposta. O número de filtros da segunda camada densa precisa ser escolhido cuidadosamente, pois deve ser igual à multiplicação das dimensões da variável resposta. No caso do TJMG, os rótulos têm comprimento igual a 5 e vocabulário de comprimento 10 (algarismos arábicos), organizados em uma matriz 5×10 , com 50 entradas. Por isso, a quantidade de filtros da última camada densa também é 50, e o vetor de saída é formatado para uma matriz de dimensão 5×10 .

No final, o resultado precisa ser normalizado para que fique no mesmo escopo de variação da resposta. A resposta possui apenas zeros e uns, sendo que cada linha da matriz tem somente um número “1”, correspondendo ao índice do rótulo no alfabeto e, nas outras entradas, o valor zero. A saída do modelo deve, portanto, apresentar números entre zero e um que somam 1 em cada linha.

Isso é feito através da função *softmax*, aplicada a cada linha da matriz de saída. A função softmax é uma normalização que utiliza a função exponencial no denominador, forçando que a soma dos valores do vetor seja um.

$$\text{soft max}(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^{|A|} e^{y_j}}$$

No exemplo, a saída do modelo é a matriz abaixo:

$$\hat{z} = \begin{bmatrix} -17.54 & -13.52 & -15.49 & -6.67 & -9.91 & 9.94 & -11.40 & -10.93 & -11.84 & -9.31 \\ -10.93 & -15.62 & 8.31 & -6.59 & -11.08 & -10.37 & -10.06 & -5.83 & -11.43 & -15.17 \\ -10.54 & -13.67 & -9.61 & -11.46 & 11.28 & -14.35 & -9.91 & -11.37 & -9.91 & -10.02 \\ -18.19 & -9.60 & -10.96 & 5.35 & -10.15 & -6.63 & -15.56 & -13.34 & -6.87 & -10.86 \\ -11.36 & -8.73 & 6.46 & -7.05 & -6.14 & -9.26 & -18.98 & -10.36 & -16.11 & -9.67 \end{bmatrix}.$$

Note que a matriz apresenta valores negativos e positivos. Na primeira linha, por exemplo, o valor positivo está na sexta coluna, correspondendo ao algarismo “5”. De fato, esse é o valor do primeiro elemento do rótulo para esta imagem. Após a aplicação do softmax, a matriz de predições obtida é a matriz abaixo. Mesmo usando cinco casas decimais, na maioria dos casos, o modelo de exemplo aparenta ter confiança nas respostas.

$$\hat{y} \times 1000 = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1000.0 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 1000.0 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1000.0 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 999.99 & 0.00 & 0.01 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 999.99 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.01 & 0.00 & 0.00 \end{bmatrix}.$$

Vale notar que, dependendo da implementação, nem sempre é necessário aplicar a função *softmax*. Em alguns pacotes computacionais como o *torch*, utilizado nesta tese, a normalização pode ser feita diretamente na função de perda, que aproveita a expressão completa para realizar algumas simplificações matemáticas e, com isso, melhorar a precisão das computações. O uso da função de perda ficará claro na próxima subseção.

Perda

A função de perda utilizada em um problema de classificação deve levar em conta as probabilidades (ou log-probabilidades) associadas aos rótulos. A perda deve ser pequena se a probabilidade associada ao rótulo correto for alta e a perda deve ser grande se a probabilidade associada ao rótulo correto for baixa.

Uma função de perda natural e popular nesse sentido é a de entropia cruzada, ou *cross-entropy*. Trata-se de uma perda com a formulação

$$\ell(g(x), y) = - \sum_{i=1}^c \mathbb{I}(y = i) \log(g_i(x)),$$

em que $g_i(x)$ é a probabilidade dada ao rótulo i pela função g . Se o rótulo i é diferente do rótulo correto y , a função de perda vale zero por conta da função indicadora. Quando $i = y$, a perda é igual ao oposto do logaritmo da probabilidade associada ao rótulo i . Quanto menor a probabilidade, maior o valor da perda.

Ao trabalhar com o oráculo, a entropia cruzada passa a não fazer sentido nos casos em que o modelo inicial erra. Por isso, a função de perda terá de ser adaptada no método

WAWL.

Otimizador

O otimizador utilizado para os modelos ajustados na tese foi o ADAM (KINGMA; BA, [s.d.]). A sigla significa *Adaptive Moment Estimator* e funciona como uma extensão da descida de gradiente estocástica (LECUN et al., 2012), atualizando os parâmetros da seguinte forma:

$$\begin{aligned} m_{\theta}^{(t+1)} &\leftarrow \beta_1 m_{\theta}^{(t)} + (1 - \beta_1) \nabla_{\theta} L^{(t)} \\ v_{\theta}^{(t+1)} &\leftarrow \beta_2 v_{\theta}^{(t)} + (1 - \beta_2) (\nabla_{\theta} L^{(t)})^2 \\ \hat{m}_{\theta} &= \frac{m_{\theta}^{(t+1)}}{1 - \beta_1^t} \\ \hat{v}_{\theta} &= \frac{v_{\theta}^{(t+1)}}{1 - \beta_2^t} \\ \theta^{(t+1)} &\leftarrow \theta^{(t)} - \eta \frac{\hat{m}_{\theta}}{\sqrt{\hat{v}_{\theta} + \epsilon}}, \end{aligned}$$

onde m e v são médias moveis para atualização dos parâmetros, ponderando a perda e a perda ao quadrado com o passo anterior usando pesos β_1 e β_2 , respectivamente. Nessa notação η é a taxa de aprendizado, um hiperparâmetro a ser ajustado. Por último, o valor de ϵ é uma constante, usualmente pequena, para evitar divisão por zero.

2.1.3 Aprendizado estatístico

Apresentados o objeto de estudo, as redes neurais utilizadas e a proposta da pesquisa, passa-se a discutir o significado disso tudo no contexto de aprendizado estatístico. Essa parte foi escrita para proporcionar a base teórica e a notação para apresentar as propriedades do modelo WAWL.

O aprendizado fracamente supervisionado pode ser dividido em três tipos principais. A supervisão com erros, a supervisão com rótulos incompletos e a supervisão de grupos de observações. O caso do Captcha pode ser entendido como uma sub-área do aprendizado fracamente supervisionado com rótulos incompletos chamada aprendizado com dados parcialmente rotulados (*partial label learning*, PLL), já que uma parte da base pode ser anotada sem erros e uma parte da base é a resposta do oráculo indicando uma lista de rótulos possíveis incluindo o correto.

A área de PLL não é nova (GRANDVALET, 2002) e aparece com outros nomes, como aprendizado com rótulos ambíguos (HÜLLERMEIER; BERINGER, 2006) e aprendizado de rótulos em superconjuntos (*superset-label learning*) (LIU; DIETTERICH, 2012). Um caso particular de PLL, aplicável ao tema do Captcha são rótulos complementares (ISHIDA et al., 2017b), que considera os chutes errados na notação do problema.

As definições seguem uma terminologia adaptada a partir da leitura de JIN; GHAHMANI (2002), COUR; SAPP; TASKAR (2011) e FENG et al. (2020a). Sempre que possível, os casos são adaptados para o problema do Captcha diretamente. Quando necessário, apresenta-se primeiro a definição genérica e depois a formulação para o Captcha.

Em um problema de aprendizado supervisionado tradicional, tem-se um conjunto de casos rotulados $S = \{(x_i, y_i), i = 1, \dots, m\}$ com uma distribuição $p(X, Y)$ desconhecida, onde $X \in \mathcal{X}$ é uma imagem e Y é o rótulo, que possui $|A|^L$ possíveis valores. O objetivo é obter um classificador g que leva um valor de x para o rótulo correto y .

Para delimitar se o resultado da aplicação do classificador está bom ou ruim, utiliza-se uma função de perda. No caso do Captcha, como o interesse é simplesmente acertar o rótulo inteiro (não importa se o classificador acerta só uma parte do rótulo), utiliza-se uma função chamada 0-1:

$$\mathcal{L}(g(x), y) = \mathbb{I}(g(x) \neq y), \quad (2.1)$$

em que $\mathbb{I}(\cdot)$ é uma função indicadora. Como a função de perda é aplicada a apenas um par (x, y) , define-se formalmente que o objetivo do problema de aprendizado é minimizar o *risco*, que é o valor esperado da função de perda:

$$\mathcal{R}(g) = \mathbb{E}_{p(X, Y)}[\mathcal{L}(g(X), Y)]. \quad (2.2)$$

A função de risco, no entanto, não é observada, já que depende da distribuição desconhecida de $p(X, Y)$. Para lidar com esse problema, usualmente é utilizado um estimador do risco, calculado tanto em bases usadas na validação cruzada quanto na base de teste.

$$\hat{\mathcal{R}}(g) = \sum_{i=1}^n \ell(g(x_i), y_i)$$

Na base de teste, utilizada para estimar o risco, a função de perda 0-1 é apropriada. Na etapa de validação cruzada de um modelo de aprendizado profundo, é útil considerar uma aproximação da função de perda que seja contínua e derivável, funcionando como uma versão suavizada da perda 0-1. A partir de um vetor de parâmetros θ originados da arquitetura do modelo, uma escolha de função de perda é a entropia cruzada, como mostrado anteriormente. Os parâmetros são estimados a partir de um otimizador, como o ADAM, apresentado na Seção 2.1.2.

As definições começam a precisar de ajustes quando y deixa de ser um rótulo fixado. Como descrito na Seção 2.1.1, a base de dados observada contém tanto rótulos observados de forma exata quanto rótulos apenas parcialmente informados. Nesse caso, os dados são gerados por uma distribuição

$$p(X, Y, \tilde{Y}) = p(X, Y)p(\tilde{Y}|X, Y),$$

em que \tilde{Y} é um conjunto de rótulos *incorretos*. Nesse caso observam-se, além das instâncias (x_i, y_i) quando o modelo inicial acerta, as instâncias (x_j, \tilde{y}_j) quando o modelo inicial erra. Supondo que \tilde{Y} é condicionalmente independente de Y dado X , temos que

$$p(X, Y, \tilde{Y}) = p(X, Y)p(\tilde{Y}|Y).$$

No caso dos Captchas, essa suposição é verificada. A probabilidade do modelo inicial errar depende apenas do rótulo e não das distorções realizadas pela imagem gerada a partir do rótulo. Além disso, a partir do modelo inicial, é possível estimar os valores de $p(\tilde{Y}|Y)$ a partir da base de teste utilizada para medir a acurácia do modelo.

Nos casos em que $|\hat{Y}| = 1$, as probabilidades $p(\tilde{Y}|Y)$ podem ser organizadas em uma matriz de transição Q , contendo as probabilidades de se obter um rótulo incorreto para cada possível valor do rótulo. Isso acontece nos Captchas em que não é possível realizar múltiplos chutes. Para resolver problemas desse tipo, é possível realizar um ajuste na função de predição que a torna a função de perda consistente e com taxa de convergência conhecida (YU et al., 2018):

$$f_{\text{adj}}(X) = Q^T f(X)$$

O tipo de problema apresentado acima é conhecido como *biased complementary label*, ou seja, rótulo complementar com viés. Também é possível considerar um caso sem viés, ou seja, quando $p(\tilde{Y}|Y) = \frac{1}{c-1}$ para todos os valores de Y . Esse caso também foi resolvido do ponto de vista teórico (ISHIDA et al., 2017a). As conclusões são parecidas, ou seja, é possível encontrar taxas de convergência para que o problema com rótulos complementares se aproxime de um problema com observações completas.

Quando os rótulos complementares não apresentam viés, existe ainda uma extensão para rótulos complementares múltiplos (FENG et al., 2020b). Neste caso, é possível derivar uma função de risco empírica que, novamente, converge para a função de risco do problema completamente supervisionado, além de apresentar taxas de convergência para essa função de risco.

O caso do oráculo e dos Captchas é um problema com múltiplos rótulos complementares e com viés. Até o momento, não existe uma solução geral para este tipo de problema. No entanto, espera-se que as soluções para problemas desse tipo tenham taxas de convergência mais estreitas do que o caso de rótulos complementares, com ou sem viés, já que rótulos complementares múltiplos trazem mais informação do que rótulos complementares simples.

2.2 Método WAWL

O método WAWL (*Web Automatic Weak Learning*) é a solução proposta na pesquisa. Trata-se da técnica baixar dados da web para compor parte da amostra que é utilizada no ajuste do modelo.

O método WAWL é inovador por dois motivos. Primeiro, porque o método faz a ponte entre áreas que até o momento eram partes separadas do ciclo da ciência de dados: a raspagem de dados e o aprendizado estatístico. Além disso, o método é uma nova alternativa para resolver Captchas com pouca ou nenhuma intervenção humana.

Existem duas formas principais de aplicar o método WAWL. A primeira criando novas bases de treino a partir de um modelo inicial e atualizando os modelos com os dados

baixados. A segunda é baixando os dados dentro do próprio ciclo de ajuste do modelo, acessando a web no momento de construção de um *minibatch*.

A arquitetura do modelo WAWL pode ser a mesma de um modelo ajustado com uma base completamente anotada. O modelo pode, inclusive, aproveitar os parâmetros já ajustados em uma eventual versão inicial do modelo para acelerar o aprendizado. Nada impede, no entanto, que uma arquitetura diferente seja utilizada, desde que a entrada seja uma imagem e a saída seja uma matriz com as dimensões da variável resposta. O WAWL é agnóstico à arquitetura do modelo.

A função de perda deve ser adaptada para considerar a informação limitada fornecida pelo oráculo. Quando o rótulo fornecido pelo modelo está correto, a informação é considerada normalmente, através da função de perda da regressão multinomial multivariada. Já quando o rótulo fornecido pelo modelo é incorreto, a função de perda é calculada com base na probabilidade do rótulo estar incorreto:

$$1 - p(y|\theta),$$

Considerando o rótulo complementar \bar{y} e a função \hat{f} dada pela rede neural, a fórmula para descrever a função de perda é descrita da seguinte forma:

$$l(\bar{y}, \hat{f}(x)) = -\log \left[1 - \sum_y \hat{f}_y(x) \mathbb{I}(y = \bar{y}) \right]$$

A função de perda proposta pode ser explicada de maneira intuitiva através de um exemplo. Considere um problema com apenas c possíveis valores para o rótulo (ou seja, uma resposta multinomial, sem ser multivariada). Considere também que a rede neural retorna uma alta probabilidade, por exemplo, 0.99, para o valor i , que o oráculo identificou como incorreta. Nesse caso, a função de perda é dada por

$$l(i, \hat{f}(x)) = -\log [1 - \hat{f}_i(x)] = -\log [1 - 0.99] = 4.61$$

Como é possível ver no exemplo, quanto maior a probabilidade dada a um rótulo identificado como incorreto pelo oráculo, mais a função de perda penaliza essa predição. Dessa forma, a função de perda consegue incorporar completamente a informação dada pelo oráculo.

Quando o Captcha aceita múltiplos chutes, a mesma conta é válida, bastando subtrair as probabilidades de todos os rótulos incorretos:

$$l(\bar{y}, \hat{f}(x)) = -\log \left[1 - \sum_y \hat{f}_y(x) \mathbb{I}(y \in \bar{y}) \right]$$

No final, o valor que é passado para a função de perda é a soma das perdas para todas as observações do *minibatch*. A soma considera tanto as perdas calculadas com base nos

rótulos corretos quanto as perdas calculadas com base nos rótulos incorretos.

O otimizador que obtém novas estimativas dos parâmetros também não precisa ser modificado. Basta aplicar a mesma técnica utilizada na modelagem usual, como descida de gradiente estocástica ou métodos adaptativos, como *RMSProp* ou *Adam*.

Um detalhe importante sobre o método é sobre a implementação. Com a utilização de ferramentas que fazem diferenciação automática como o *torch* e o *TensorFlow*, basta implementar a parte da arquitetura, a função de perda e especificar o otimizador, já que o processo de atualização dos parâmetros é feito automaticamente. No entanto, dependendo da implementação, não é possível fazer a atualização dos parâmetros usando o componente de computação gráfica, que potencialmente acelera o ajuste dos modelos de forma significativa. Na implementação atual, a função de perda apresentada não permite utilização desse componente, sendo uma melhoria sugerida para futuros trabalhos.

2.3 Dados

Nesta seção, descreve-se em detalhes como foi a obtenção dos dados para realizar a pesquisa. Como comentado anteriormente, a base foi construída do zero para os fins do projeto, sendo uma parte significativa dos esforços para chegar nos achados.

No total, foram construídas bases de dados de dez Captchas que estavam disponíveis publicamente no momento da realização da pesquisa. Os Captchas foram revisados pela última vez no dia 14/09/2022, para verificar se ainda estavam ativos. Além disso, foram construídas duas bases de dados de Captchas desenvolvidos internamente para fins de teste.

Parte dos dados foram obtidos como um passo intermediário das simulações. A presente seção descreve como os robôs de coleta foram construídos, bem como a metodologia para obter rótulos via classificação manual. Na subseção de dados da seção de simulação, é possível acessar informações sobre os dados baixados para realizar as simulações.

2.3.1 Escolha dos Captchas analisados

Para selecionar os Captchas, foram adotados alguns critérios objetivos. Os critérios foram:

1. O site acessado é de um serviço público (governo federal, tribunal, etc).
2. O Captcha contém letras (A a Z) e números (0 a 9) em uma imagem com extensão jpeg ou png.
3. O comprimento do Captcha é fixo, ou seja, dois Captchas da mesma origem devem ter sempre o mesmo comprimento.


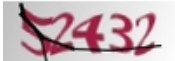
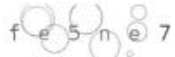







A primeira restrição para escolha dos Captchas é de ordem principiológica. Um serviço público não deveria restringir o acesso aos dados para robôs. Como já discutido anteriormente, nesses casos, a existência do Captcha não tem como finalidade dar maior segurança ao serviço prestado, mas sim limitar o acesso aos servidores por robôs.

As restrições 2 e 3 foram escolhidas com o objetivo de facilitar as simulações para

obtenção dos resultados. Em princípio, nada impede que os modelos desenvolvidos trabalhem com outros tipos de rótulos, desde que exista uma lista prévia de rótulos. Além disso, é possível realizar adaptações no pré-processamento base de dados para lidar com diferentes comprimentos de Captchas.

A Tabela 2.1 mostra os Captchas trabalhados. Dos 10 exemplos trabalhados, 6 têm origem em tribunais, que são conhecidos por não disponibilizarem os dados de forma aberta.

Tabela 2.1: *Lista de captchas analisados.*

Captcha	Exemplo	Descrição
trf5		Tribunal Regional Federal 5
tjmg		Tribunal de Justiça de Minas Gerais
trt		Tribunal Regional do Trabalho 3
esaj		Tribunal de Justiça da Bahia
jucesp		Junta Comercial de São Paulo
tjpe		Tribunal de Justiça de Pernambuco
tjrs		Tribunal de Justiça do Rio Grande do Sul
cadesp		Centro de Apoio ao Desenvolvimento da Saúde Pública
sei		Sistema Eletrônico de Informações - ME
rfb		Receita Federal

Além dos Captchas de sites, também foram consideradas imagens geradas artificialmente. O motivo de criar Captchas artificiais é a facilidade de rodar modelos e simulações, já que nos casos reais é necessário ter acesso à internet e também construir bases de dados de cada Captcha.

Foram gerados dois tipos de Captchas artificiais. O primeiro, chamado **MNIST-Captcha**, é simplesmente uma adaptação da conhecida base MNIST para ficar no formato de um Captcha. A partir da escolha do comprimento e dos caracteres que fazem parte da imagem, o gerador simplesmente faz uma amostra aleatória da base do MNIST e compõe as imagens horizontalmente.

A Figura 2.11 mostra um exemplo do Captcha gerado a partir da base MNIST. No exemplo, o comprimento escolhido para o Captcha foi de 4 valores.



Figura 2.11: *Exemplo de MNIST-Captcha*

O problema do MNIST-Captcha é que a base de dados original é finita. Apesar de possuir por volta de 60 mil observações e de um Captcha crescer em ordem exponencial, o MNIST-Captcha pode gerar Captchas repetidos. Além disso, é necessário tomar cuidado com as bases de treino e teste, já que os elementos de teste não poderiam fazer parte de nenhuma observação de treino.

Pelos motivos supracitados, também foi criado um Captcha gerado inteiramente por programação, chamado **R-Captcha**. O Captcha é gerado utilizando a ferramenta ImageMagick, com a possibilidade de customizar diversos parâmetros, como

- Quais caracteres usar na imagem
- O comprimento do Captcha
- Dimensões da imagem
- Probabilidade de rotação da imagem
- Probabilidade de adicionar um risco entre as letras
- Probabilidade de adicionar uma borda nas letras
- Probabilidade de adicionar uma caixa (retângulo) em torno das letras
- Probabilidade de adicionar um ruído branco no fundo da imagem
- Probabilidade de adicionar efeitos de tinta óleo e implosão

A Figura 2.12 mostra um exemplo de R-Captcha. O exemplo apresenta uma linha ligando as letras, comprimento 4, dígitos maiúsculos e minúsculos e distorções.

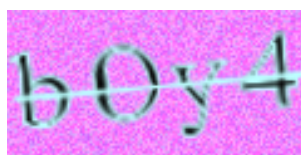


Figura 2.12: *Exemplo de R-Captcha*

Por ser uma versão mais flexível e completa, optou-se por trabalhar principalmente com o R-Captcha nas simulações. O MNIST-Captcha foi implementado mas não foi utilizado nas simulações.

2.3.2 Construção dos dados

Para obter os dados da pesquisa, foram utilizadas técnicas de raspagem de dados (ZHAO, 2017b). A raspagem de dados é uma área da ciência da computação responsável por criar rotinas que automatizam a coleta de dados provenientes da web. Trata-se de uma atividade muito comum em pesquisas aplicadas, especialmente as que envolvem análise de dados públicos que não estão disponíveis de forma aberta, como os dados do Judiciário.

Dentro do ciclo da ciência de dados, pode-se considerar que a raspagem de dados está inserida nas tarefas de coleta e arrumação de dados. De certa forma, é possível comparar a raspagem com uma consulta a um banco de dados remoto, ou mesmo à obtenção de informações através de uma *Application Programming Interface* (API).

Para raspar uma página da web, usualmente se segue o fluxo descrito na Figura 2.13. Nem todos os passos foram seguidos na obtenção dos dados necessários para realizar as simulações, mas é importante conhecê-los para compreender bem a origem da ideia de utilizar raspagem em conjunto com métodos de aprendizado de máquinas. O exemplo da RFB foi utilizado para dar contexto aos passos.

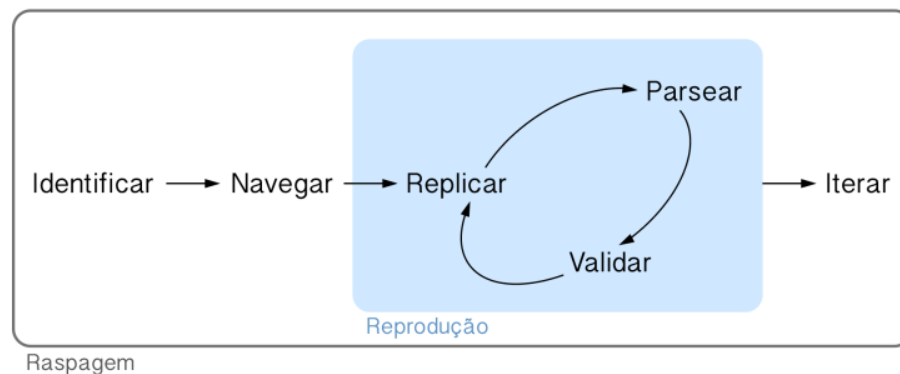


Figura 2.13: Ciclo da raspagem de dados. Fonte: *curso de Web Scraping da Curso-R*.

No caso da RFB, o trabalho é iniciado acessando-se a **página inicial de busca de CNPJ**, como mostrado na Figura 2.14. É possível notar que o desafio disponível é do tipo *hCaptcha*, que não é o Captcha de interesse da pesquisa. No entanto, ao clicar em “Captcha Sonoro”, é possível acessar o Captcha de interesse, como mostrado na Figura 2.15. O motivo pelo qual o Captcha de texto em imagem foi mantido após a implementação do *hCaptcha* é desconhecido pelo autor.

A segunda tarefa é a de navegar pelo site, registrando as requisições realizadas pelo navegador para realizar a consulta. Isso envolve abrir o inspetor de elementos do navegador, na aba Rede (ou *Network*, em inglês), anotando as requisições que são realizadas.

No exemplo, testamos o CNPJ 13.612.840/0001-57, da Associação Brasileira de Jurimetria. Ao preencher o CNPJ e o rótulo do Captcha, algumas requisições aparecem na aba “Rede”, como mostrado na Figura 2.16. A primeira requisição é do tipo POST², responsável

² Existem dois tipos principais de requisição HTTP. A requisição GET serve para capturar uma página da

Emissão de Comprovante de Inscrição e de Situação Cadastral

Cidadão,

Esta página tem como objetivo permitir a emissão do Comprovante de Inscrição e de Situação Cadastral de Pessoa Jurídica pela Internet em consonância com a [Instrução Normativa RFB nº 1.863, de 27 de dezembro de 2018](#).

Digite o número de CNPJ da empresa e clique em "Consultar". CAPTCHA SONORO 🔊

CNPJ:


☐ Sou humano  hCaptcha
Privacidade - Termos e Condições

Figura 2.14: Página de busca de CNPJ da RFB.

Emissão de Comprovante de Inscrição e de Situação Cadastral

Cidadão,

Esta página tem como objetivo permitir a emissão do Comprovante de Inscrição e de Situação Cadastral de Pessoa Jurídica pela Internet em consonância com a [Instrução Normativa RFB nº 1.863, de 27 de dezembro de 2018](#).

Digite o número de CNPJ da empresa e clique em "Consultar".

CNPJ:


 Digite os caracteres acima:

Figura 2.15: Página de busca de CNPJ da RFB, com Captcha de texto.

por enviar os dados de CNPJ e do rótulo da imagem para o servidor, que retorna com os dados da empresa.

Investigando a requisição POST, na sub-aba “Requisição”, é possível observar os dados da consulta. Trata-se de um conjunto de parâmetros enviados na forma de lista, com as informações abaixo. Para replicar a requisição na linguagem de programação, estes são os dados enviados.

```
{
  "origem": "comprovante",
  "cnpj": "13.612.840/0001-57",
  "txtTexto_captcha_serpro_gov_br": "7hkhze",
  "search_type": "cnpj"
}
```

As etapas de replicar, parsear e validar envolvem baixar e processar os dados na linguagem de programação. No caso do Captcha da RFB, essa tarefa envolve os passos abaixo.

1. Acessar a página inicial de **busca com Captcha sonoro**, através de uma requisição

internet, enquanto a requisição POST serve para enviar dados para o servidor como, um login e uma senha. A lista completa de requisições está disponível na **documentação da Internet Engineering Task Force (IETF)**.

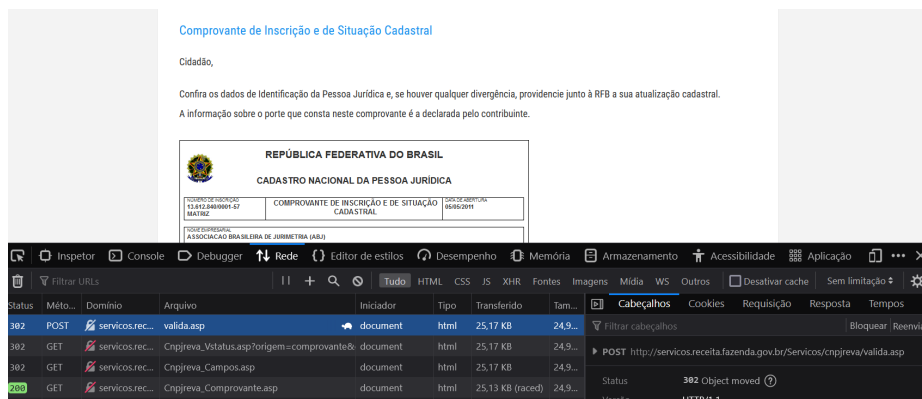


Figura 2.16: Resultado da busca por CNPJ, mostrando a aba Rede.

GET.

2. Baixar a imagem do Captcha com uma requisição GET, usando o link gerado ao clicar no botão de atualizar o Captcha.
3. Obter o rótulo a partir da imagem do Captcha.
4. Realizar a requisição POST com os dados do exemplo e o rótulo correto da imagem, baixando arquivo resultante em um HTML.
5. Utilizar técnicas de raspagem de arquivos HTML para obter os dados de interesse (como, por exemplo, a razão social da empresa) e validar os resultados, verificando, por exemplo, se o resultado estava completo e disponível.

Todos os passos descritos acima devem ser realizados em uma sessão persistente. Isso significa que a biblioteca utilizada para realizar as requisições deve ser capaz de guardar os *cookies* entre a requisição GET do primeiro passo e a requisição POST do quarto passo, de forma que as requisições sejam interligadas.

O quinto passo da lista acima descreve a parte de *parsear*, que é a responsável pelo nome “raspagem” nessa área do conhecimento. O nome é adequado porque usualmente os arquivos baixados estão em um formato bruto, inadequado para realização de análises. Os dados precisam ser então extraídos – raspados – do arquivo HTML, através de ferramentas de transformação de arquivos como a *libxml2* (WICKHAM; HESTER; OOMS, 2021), técnicas para acessar pedaços do documento, como o XPath (WICKHAM, 2022a) e técnicas de manipulação de textos, como expressões regulares (WICKHAM, 2022b).

A iteração encerra o fluxo da raspagem de dados. Nessa etapa, as operações de replicar, parsear e validar o resultado são reaplicadas iterativamente, com o fim de baixar dados para compor uma base maior. No exemplo da RFB, isso significaria montar uma base de dados a partir de uma lista de CNPJs.

No contexto dos Captchas, o interesse está nos passos de Replicar e Validar. Estes são os passos em que a imagem é baixado e o rótulo é anotado e testado no servidor. Esses são os passos relacionados à classificação manual, e também à implementação do oráculo.

A classificação manual dos Captchas envolve o trabalho de baixar, anotar (manualmente) e verificar se a anotação está correta. Trata-se de um trabalho repetitivo e dispendioso, utilizado para gerar as simulações do trabalho.

O oráculo envolve a possibilidade de checar, de forma automática, se uma predição do rótulo de uma imagem está correta. Por ser um teste de Turing inverso, o Captcha é obrigado a mencionar se uma predição está correta: se a predição foi correta, a página de interesse é acessada; se a predição está incorreta, o site envia uma mensagem de erro.

1. Acessar a página do site de interesse.
2. Preencher o formulário de pesquisa com a informação a ser consultada. Por exemplo, no site da RFB, a informação é o CNPJ da empresa a ser consultada. Em um site de tribunal, a informação é um número identificador de processo.
3. Baixar a imagem do Captcha da busca.
4. Obter o rótulo da imagem, aplicando um modelo na imagem baixada ou classificado manualmente.
5. Submeter a consulta no site, informando o rótulo.
6. Verificar o resultado. Se acessou a página desejada, o rótulo está correto. Caso contrário, o rótulo está incorreto.

O procedimento descrito pode ser reproduzindo indefinidamente. Isso significa que é possível criar uma base de dados virtualmente infinita de imagens rotuladas, com a informação adicional do rótulo estar correto ou incorreto. Isso foi feito para gerar os dados utilizados na simulação.

O problema do uso de oráculos é que a informação adicional recebida quando o modelo erra é **incompleta**. A única informação nova disponível é que o rótulo testado está incorreto, dentre todos os rótulos possíveis daquela imagem. Como existe uma grande quantidade de rótulos possíveis em um Captcha, muitas vezes na ordem de milhões, a informação que o oráculo fornece é fraca.

Uma possível abordagem para lidar com o segundo problema seria simplesmente descartar os Captchas classificados incorretamente. Podemos criar uma base de dados (virtualmente infinita) somente com os rótulos corretos e ajustar um novo modelo. Essa abordagem, no entanto, tem sérios problemas, já que considera somente os casos em que o classificador já funciona bem. Nosso objetivo é melhorar o modelo justamente nos casos em que o oráculo acusa erros.

Outra oportunidade que o oráculo oferece em parte dos casos é a possibilidade de testar mais de uma predição. Sites com essa característica permitem que a pessoa ou robô teste mais de uma predição caso o Captcha tenha fracassado. Como é possível observar na Tabela 2.1, dos 10 Captchas trabalhados, 7 permitem a realização desses testes.

Neste momento, cabe uma observação sobre oráculos e força bruta. O poder de testar vários rótulos para o mesmo Captcha implica na possibilidade teórica de resolver um Captcha por força bruta. Bastaria testar todos os rótulos possíveis para acessar a página de interesse. Na prática, no entanto, essa estratégia não funciona, já que a quantidade de rótulos possíveis é muito grande para testar no site, seja por demorar muito tempo ou pelo site forçar a troca do desafio após a passagem de determinado tempo ou quantidade de tentativas.

Voltando ao ciclo da raspagem, ao longo do procedimento de baixar imagens de Captchas e aplicar o oráculo, pelo menos duas funções devem ser criadas: **acesso** e **teste**. A operação de acesso é responsável por preencher o formulário de busca e baixar o Captcha

(passos 1 a 3 da lista acima). A operação de teste é responsável por submeter um rótulo do Captcha e verificar retornar se o rótulo está correto ou incorreto (passos 4 a 6 da lista acima). Em alguns casos, as funções de acesso e teste precisam compartilhar parâmetros que contêm a sessão do usuário, para garantir que o teste envolva o mesmo Captcha da etapa de acesso.

Os Captchas foram anotados manualmente com o procedimento chamado de semi-automático, definido a seguir. No pacote `{captchaDownload}`, foram desenvolvidas ferramentas para baixar e organizar cada Captcha, utilizando o oráculo para garantir que as imagens eram corretamente classificadas.

Cada Captcha teve as primeiras 100 observações classificadas manualmente. Isso foi feito a partir do próprio RStudio, utilizando a ferramenta de classificação manual do pacote `{captcha}`.

A partir das classificações iniciais, um modelo foi ajustado com a quantidade de observações disponível. Esse passo também foi feito a partir do pacote `{captcha}`, que cria um projeto de classificação para um Captcha específico.

O modelo, então, foi utilizado como uma ferramenta para otimizar a classificação manual, funcionando da seguinte forma. Primeiro, o modelo tenta realizar a predição automaticamente e o oráculo avisa se a predição está correta ou não. Se estiver incorreto e o site aceitar várias tentativas, o modelo tenta novamente, mas com uma segunda alternativa de predição. Caso o site não aceite várias tentativas ou o modelo não consiga acertar o Captcha em N tentativas (abitrado como dez), a imagem do Captcha aparece para classificação manual.

Com o procedimento destacado acima, é criada uma nova base de dados, que por sua vez é utilizada para ajustar um novo modelo. O modelo, atualizado, é utilizado para classificar novos Captchas, e assim por diante, até que o modelo ajustado alcance uma acurácia razoável, que foi arbitrada em 80%. Com isso o procedimento de anotação é finalizado.

O único problema do procedimento de classificação diz respeito aos Captchas que não aceitam várias tentativas. Nesses casos, não é possível verificar com certeza absoluta que um caso classificado manualmente (após a tentativa do modelo) foi classificado corretamente, já que a classificação manual seria a segunda tentativa. No entanto, esse problema aparece somente em três Captchas (`cadesp`, `jucesp` e `trf5`). A classificação manual dos 100 primeiros Captchas, no entanto, mostrou que pelo menos 95% dos Captchas foram classificados corretamente quando classificados manualmente. A proporção máxima de 5% de erro é negligenciável considerando que a maior parte das bases de dados foi construída com verificação do oráculo.

Em alguns casos, os rótulos dos Captchas podem ser obtidos sem intervenção humana, utilizando técnicas de raspagem de dados e processamento de sinais. Um exemplo é o Captcha do SEI, que mostra informações suficientes para resolver o Captcha na própria URL que gera a imagem. Outro exemplo é o TJMG, que libera, além da imagem, um áudio contendo o mesmo rótulo da imagem, sem a adição de ruídos. Como o áudio não tem ruídos, basta ler o áudio, separar os áudios de cada caractere e calcular uma estatística simples (como a soma das amplitudes, ao quadrado). Essa estatística é utilizada para associar um

pedaço de áudio a um caractere.

A Tabela 2.2 caracteriza os Captchas anotados. Todos os Captchas possuem comprimento entre 4 e 6 dígitos e, com exceção do SEI, não são sensíveis a maiúsculas e minúsculas.

Tabela 2.2: *Lista de captchas analisados e suas características.*

Captcha	Aceita vários chutes	Caracteres	Comprimento	Colorido	# Rótulos anotados
trf5	Não	0:9	6.00	não	1,000.00
tjmg	Sim	0:9	5.00	sim	1,000.00
trt	Sim	a-z0:9	6.00	não	1,500.00
esaj	Sim	a-z	5.00	sim	3,000.00
jucesp	Não	a-z0-9	5.00	não	4,000.00
tjpe	Sim	a-z0-9	5.00	não	4,000.00
tjrs	Sim	0-9	4.00	sim	2,000.00
cadesp	Não	a-z	4.00	sim	3,000.00
sei	Sim	a-zA-Z0-9	4.00	sim	10,000.00
rfb	Sim	a-z0-9	6.00	não	4,000.00

As bases de dados com imagens anotadas foram disponibilizadas na aba de lançamentos (*releases*) do [repositório principal do projeto de pesquisa](#). As bases com imagens e modelos ajustados estão disponíveis para quem tiver interesse em fazer novas pesquisas e utilizar os resultados em suas aplicações, sem restrições de uso.

2.4 Simulações

Para verificar o poder do uso do oráculo para o aprendizado do modelo, uma série de simulações foi desenvolvida. As simulações foram organizadas em três passos: modelo inicial, dados e modelo final. Os passos foram descritos em maior detalhe a seguir.

2.4.1 Primeiro passo: modelo inicial

A simulação do modelo inicial teve como objetivo obter modelos preditivos de Captchas com acurácias distintas. O modelo inicial seria usado, então, para baixar dados diretamente do site usando o oráculo e, por fim, ajustar um modelo final com os novos dados provenientes do oráculo.

Os modelos iniciais foram construídos em dois passos. O primeiro foi montar a base de dados completa, suficiente para ajustar um modelo com alta acurácia, que arbitrados

em 80%, como descrito anteriormente. Depois, montou-se 10 amostras de dados com subconjuntos das bases completas, cada uma contendo 10%, 20%, e assim por diante, até a base completa. Por exemplo: no Captcha da Jucesp, construiu-se um modelo com acurácia maior que 80% com 4000 Captchas. A partir disso, foi feita uma partição dos dados com 400 imagens (10% do total), 800 imagens (20% do total) e assim por diante, até o modelo com 4000 Captchas.

Para cada tamanho de amostra A , aplicou-se uma bateria de 27 modelos. Isso foi feito porque para diferentes quantidades de amostra, a configuração dos hiperparâmetros que resulta no melhor modelo pode ser diferente. Os modelos seguiram uma grade de hiperparâmetros considerando três informações:

- A quantidade de unidades computacionais na primeira camada densa após as camadas convolucionais, com os valores considerados: 100, 200 e 300.
- O valor do *dropout* aplicado às camadas densas, com os valores considerados: 10%, 30% e 50%.
- O fator de decaimento na taxa de aprendizado a cada época, com os valores considerados: 1%, 2% e 3%.

Combinando os três valores dos três hiperparâmetros, tem-se um total de $27 = 3^3$ hiperparâmetros. Com isso, foi possível identificar, para cada tamanho de amostra A , o classificador C_A com a melhor acurácia dentre os modelos ajustados.

No final do primeiro passo, portanto, considera-se apenas o melhor modelo para cada tamanho de amostra, dentre os 27 ajustados. É claro que os modelos encontrados por essa técnica não são, necessariamente, os melhor modelo possíveis. No entanto, como a técnica é a mesma para todos os Captchas, é possível fazer comparações através de uma metodologia mais transparente.

2.4.2 Segundo passo: dados

O segundo passo teve como objetivo construir as bases de dados utilizando o oráculo. Primeiro, foi necessário decidir quais modelos, dentre os 10 ajustados para cada Captcha, seriam utilizados para construir novas bases. Não faria sentido, por exemplo, considerar um modelo com acurácia de 0%, já que ele não produziria nenhuma observação comparado com um modelo que chuta aleatoriamente. Também não faria sentido considerar um classificador com acurácia de 100%, já que nesse caso não há o que testar com a técnica do oráculo.

Decidiu-se que seria necessário considerar somente os modelos que resultaram em acurácias maiores de 1% e menores de 50%. O valor máximo foi decidido após realizar alguns testes empíricos e verificar, informalmente, que a técnica do oráculo realmente resultava em ganhos expressivos, mesmo com modelos de baixa acurácia. Concluiu-se então que não seria necessário testar a eficácia da técnica para classificadores com alta acurácia. Já o valor mínimo foi decidido de forma arbitrária, retirando-se os classificadores com acurácia muito baixa.

A segunda decisão a ser tomada para construção dos dados foi a quantidade de imagens que seria baixada para cada Captcha. Como são Captchas de diferentes dificuldades, a

quantidade de dados seria diferente. Optou-se por baixar a quantidade de dados de forma a montar uma base de treino que contém a quantidade de observações necessária para obter o melhor modelo daquele Captcha. Por exemplo, no TJRS, um modelo com acurácia próxima de 100% foi identificado com 2000 observações. O melhor modelo com 300 imagens (240 para treino, 60 para teste) resultou em uma acurácia de 35%. Foram, então, baixadas 1760 observações para compor o total de 2000 na base de treino. As imagens de teste do modelo inicial poderiam até ser utilizadas, mas optamos por descartar para garantir que o modelo não ficasse sobreajustado para a primeira base.

O motivo de baixar a mesma quantidade de observações que o melhor modelo inicial foi feita por dois motivos. O primeiro é que existem evidências de que é possível construir um bom modelo com essa quantidade de imagens, ainda que em um caso as informações são completas e, no outro, incompletas. O segundo é que isso permite a comparação do resultado do modelo completamente anotado contra o modelo que é parcialmente anotado e com anotações incompletas provenientes do oráculo.

A terceira e última decisão tomada para baixar os dados foi a quantidade de chutes que o modelo poderia fazer, nos casos em que isso é permitido pelo site. Optou-se, de forma arbitrária, por três valores: 1, que é equivalente a um site que não permite múltiplos chutes, 5 chutes e 10 chutes.

Portanto, o procedimento de coleta dos dados foi feito, para cada Captcha, da seguinte forma:

1. Listou-se todos os melhores modelos ajustados para cada tamanho de amostra.
2. Filtrou-se os modelos para os que apresentavam acurácia de 5% até 50%
3. Definiu-se o tamanho da base a ser obtida, com base no tamanho da base de treino utilizada no modelo e a quantidade total que se objetivou obter.
4. Para cada quantidade de tentativas disponível (1, 5 e 10), baixou-se as imagens, anotando com o valor “1” se o rótulo de alguma das tentativas estivesse correto e com o valor “0” caso contrário.
5. Nos casos com erros, armazenou-se um arquivo de log para cada Captcha com o histórico de tentativas incorretas, que é a informação mais importante a ser passada do modelo final.

No final, obteve-se bases de dados de treino para todos os Captchas analisados, com quantidades de imagens variadas de acordo com os parâmetros definidos anteriormente, variando também pela quantidade de tentativas. A quantidade total de bases de dados geradas foi 65.

Além das bases de treino, foi construída uma base de teste para cada Captcha. As bases de teste foram construídas completamente do zero, sem utilizar informações de bases anteriores. Para construir as bases, utilizou-se a mesma técnica semi-automática definida anteriormente, usando o melhor modelo disponível para classificar a maioria das imagens e classificando manualmente em caso de falha. Em alguns casos, como TJMG e TJRS, a classificação humana quase não foi necessária, pois os classificadores obtidos apresentaram acurácia próxima de 100%.

Como o único objetivo da base de teste foi o de estimar a acurácia dos modelos finais, a quantidade de observações poderia ser arbitrada. O tamanho das bases de teste foi, então,

arbitrado em 1000 imagens para cada Captcha.

2.4.3 Terceiro passo: modelo final

O modelo final foi ajustado para cada uma das 65 bases de treino disponíveis após a realização dos passos 1 e 2. Nesse caso, utilizou-se o modelo proposto, que considera os erros na verossimilhança do modelo. Caso a imagem tenha sido corretamente classificada, a função de perda é calculada normalmente. Caso ela tenha sido classificada incorretamente, consideramos na verossimilhança a probabilidade de não observar nenhum dos chutes.

Exemplo. Considere um Captcha com letras e números como vocabulário e comprimento de 4 valores. Uma imagem apresenta o rótulo (correto) “zab2”. O classificador do passo inicial tentou as seguintes configurações: “zab5”, “sab2”, “sab5”, “zob2”, “zob5”, todas erradas. A probabilidade considerada na verossimilhança para essa imagem é, portanto:

$$P = 1 - p(\text{zab5}) - p(\text{sab2}) - p(\text{sab5}) - p(\text{zob2}) - p(\text{zob5})$$

Além de modificar a forma de calcular a função de perda do modelo, foi necessário testar os hiperparâmetros. Optou-se por utilizar os mesmos hiperparâmetros dos modelos iniciais para manter a consistência. O único detalhe nesse ponto é que, como os parâmetros de partida são os do modelo inicial, optou-se por não modificar a quantidade de unidades na camada densa, variando somente os valores de *dropout* e de decaimento na taxa de aprendizado. Portanto, ajustou-se 9 e não 27 modelos para cada base de dados.

No final, assim como no primeiro passo, os classificadores com melhor acurácia foram selecionados para cada modelo. Ficou-se, então, com 65 modelos no final para comparar com os modelos iniciais e estimar a efetividade do oráculo. As comparações foram feitas através de gráficos de barras, explorando o efeito do uso do oráculo para diferentes Captchas, diferentes modelos iniciais e diferentes quantidades de chutes, além de um gráfico de dispersão para relacionar as acurácias iniciais e finais.

Além do terceiro passo, outros experimentos foram realizados para verificar se, ao aplicar a técnica do oráculo iterativamente, os resultados continuariam melhorando. Ou seja, é possível considerar os modelos obtidos no passo 3 como os modelos iniciais do passo 1, aplicar novamente o passo 2 (baixar dados) e o passo 3 (rodar modelo com os novos dados). Isso foi feito para apenas um conjunto selecionado de Captchas para verificar essa possibilidade, não fazendo parte das simulações principais do estudo.

As bases de dados das simulações também foram disponibilizadas na aba de lançamentos (*releases*) do [repositório principal do projeto de pesquisa](#). As bases podem ser utilizadas para aumentar as bases de treino e para testar outras arquiteturas de redes neurais ao tema dos Captchas com uso de aprendizado fracamente supervisionado.

Capítulo 3

Modelagem

O fato da informação ser incompleta e fraca não significa que ela é inútil. Neste capítulo, discutimos como a informação do oráculo é usada pelos modelos e mostramos, tanto através de demonstrações matemáticas quanto com simulações que os resultados são positivos e consistentes.

O capítulo foi organizado duas seções. Na Seção @ref(result-theory), mostramos as propriedades matemáticas e probabilísticas da estratégia adotada. Na Seção @ref(result-sim), mostramos os resultados empíricos obtidos das simulações.

3.1 Resultados teóricos

Nesta seção, buscamos demonstrar que o uso de oráculos com a função de perda baseada nas informações censuradas i) não piora o poder preditivo do modelo e ii) converge para o modelo preditivo ótimo. Para isso, temos de passar por uma série de definições.

3.2 Resultados empíricos

Nesta seção mostramos os resultados das simulações realizadas. Como comentado no capítulo anterior, foram realizadas 65 simulações no total, variando no tipo de Captcha, a acurácia do modelo inicial e a quantidade de tentativas no oráculo.

Para realizar os cálculos, montamos uma base de dados com os resultados das simulações. A base está disponível publicamente no [repositório da tese](#) e contém colunas para o Captcha ajustado (captcha), a quantidade de observações do modelo inicial (n), a quantidade de tentativas do oráculo (ntry), a etapa da simulação (fase, inicial ou oráculo), o caminho do modelo ajustado (model) e a acurácia obtida (acc).

Em média, foi observado o ganho de 314% na acurácia após a aplicação da técnica do oráculo. Ou seja, em média a acurácia do modelo com aplicação do oráculo foi de mais de três vezes a acurácia do modelo inicial. Em termos absolutos (diferença entre as acurácias),

o ganho foi de 27%, ou seja, depois da aplicação do oráculo os modelos ganharam, em média, 27% na acurácia.

Separando os resultados gerais por quantidade de tentativas, observa-se os ganhos relativos e absolutos nas Figuras @ref(fig:simulacao-geral-ntry-relativo) e @ref(fig:simulacao-geral-ntry-absoluto). Cada ponto é uma simulação e o ponto em destaque é o valor médio, acompanhado de intervalo $m \pm 2 * s / \sqrt{(n)}$, com m sendo a média, s o desvio padrão e n a quantidade de dados. A linha pontilhada indica se a acurácia aumentou ou diminuiu após a aplicação da técnica.

Na Figura @ref(fig:simulacao-geral-ntry-relativo) é possível notar que os ganhos em acurácia apresentam alta variabilidade, mas que apresentam uma tendência positiva com relação ao número de tentativas. O ganho entre aplicar 5 e 10 tentativas é menos expressivo do que o ganho entre aplicar 1 e 5 tentativas, indicando que a oportunidade oferecida por sites que aceitam vários chutes é relevante e que não há necessidade de fazer tantos chutes para aproveitar essa oportunidade.

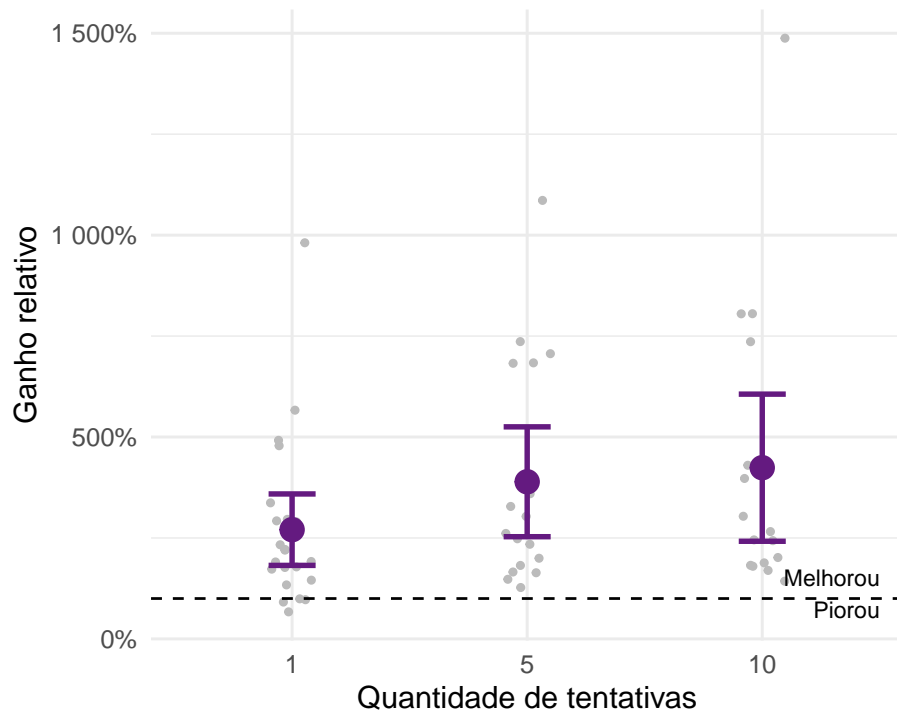


Figura 3.1: Ganho percentual ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por quantidade de tentativas.

A Figura @ref(fig:simulacao-geral-ntry-absoluto), com os ganhos absolutos, mostra a mesma informação mas em quantidades mais fáceis de interpretar. O ganho médio absoluto em Captchas mais de um chute girou em torno de 40%, enquanto que o ganho com apenas um chute ficou um pouco acima de 25%. Importante notar também que o uso do oráculo só piorou a acurácia do modelo (e pouco) em casos que com apenas um chute, mostrando que a técnica é consistentemente efetiva.

As Figuras @ref(fig:simulacao-geral-inicial-relativo) e @ref(fig:simulacao-geral-inicial-absoluto) apresentam os resultados gerais separando por acurácia inicial do

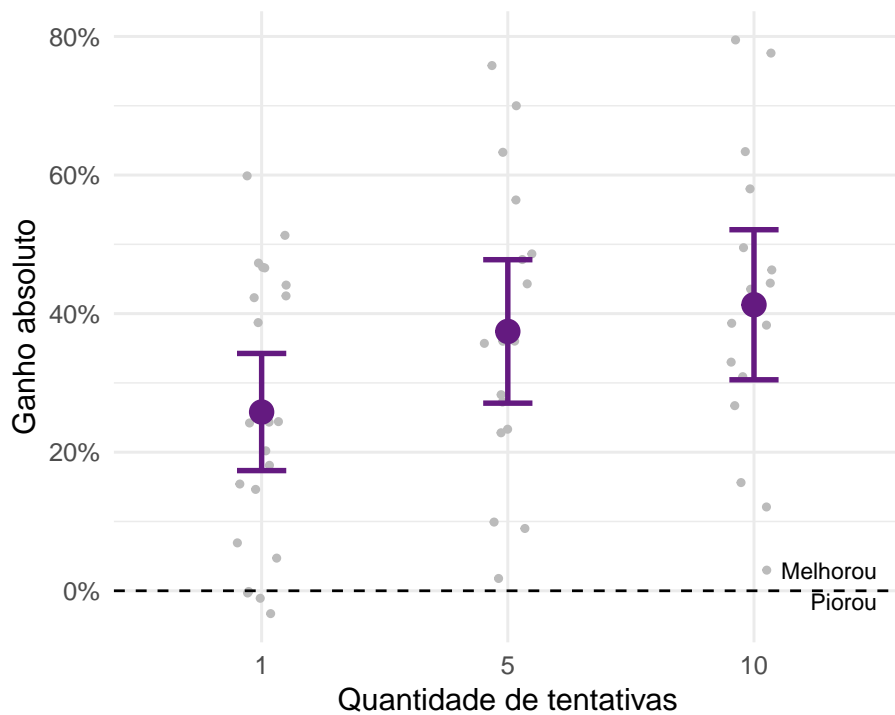


Figura 3.2: *Ganhos absolutos ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por quantidade de tentativas.*

modelo. A estrutura do gráfico é similar às visualizações separando por quantidade de tentativas. As categorias escolhidas foram de até 10%, mais de 10% até 35% e mais de 35% de acurácia no modelo inicial. A escolha dos intervalos se deram pela quantidade de observações em cada categoria

A Figura @ref(fig:simulacao-geral-inicial-relativo) mostra os ganhos relativos. É possível notar uma tendência de queda no ganho de acurácia com uso do oráculo conforme aumenta a acurácia do modelo inicial. Esse resultado é esperado, pois, como a acurácia é um número entre zero e um, um modelo que já possui alta acurácia não tem a possibilidade de aumentar tanto.

A Figura @ref(fig:simulacao-geral-inicial-absoluto) mostra os ganhos absolutos. O gráfico apresenta o mesmo problema que o anterior, já que o ganho máximo depende da acurácia inicial do modelo. Mesmo assim, é possível notar que, em termos absolutos, modelos com acurácia inicial entre 10% e 35% apresentaram um ganho maior que modelos com acurácia inicial de até 10%.

Para lidar com o fato da acurácia ser um número limitado, fizemos o mesmo gráficos de antes, mas ajustado pelo máximo possível que a técnica do oráculo poderia proporcionar. O ganho absoluto ajustado de uma simulação é dado por

$$\text{ganho} = \frac{\text{oráculo} - \text{inicial}}{1 - \text{inicial}}.$$

A Figura @ref(fig:simulacao-geral-inicial-absoluto-ajustado) mostra os ganhos ajustados. Pelo gráfico, é possível notar que existe um ganho expressivo da técnica do oráculo

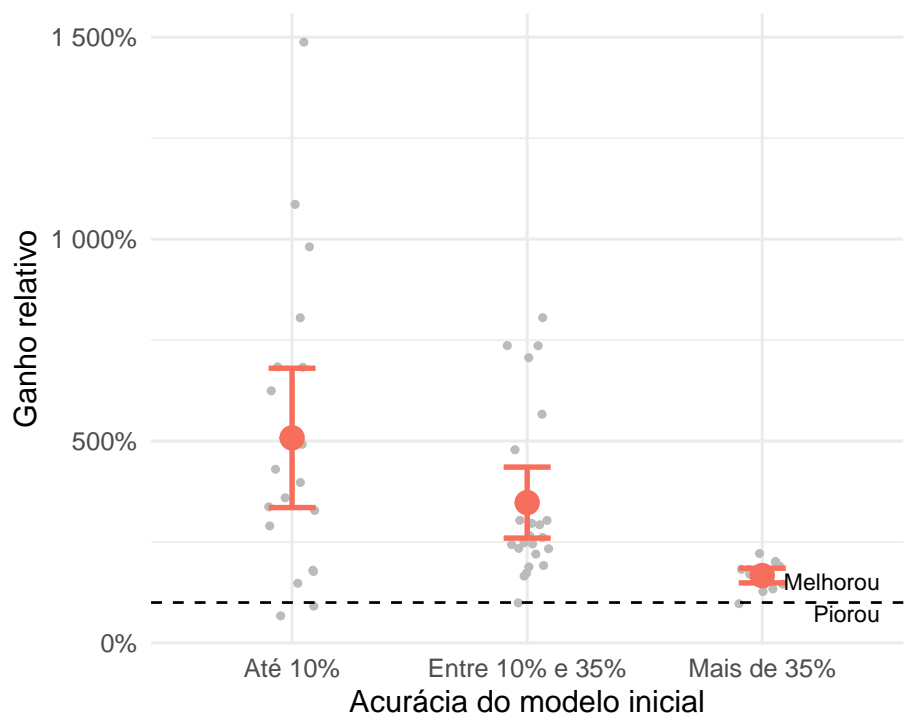


Figura 3.3: Ganho percentual ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por acurácia do modelo inicial.

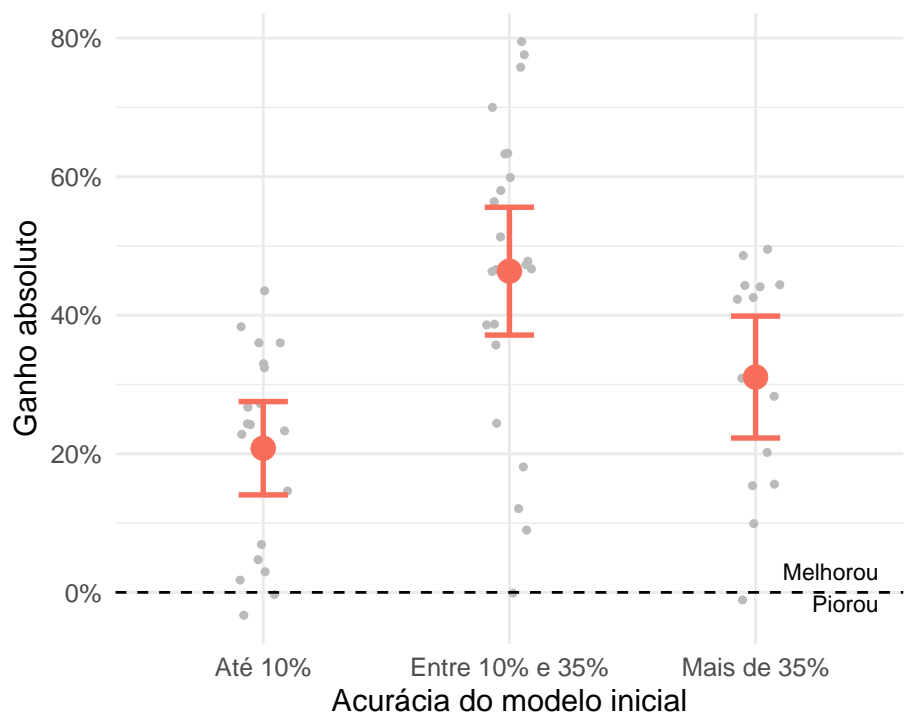


Figura 3.4: Ganho absoluto ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por acurácia do modelo inicial.

para modelos iniciais com mais do que 10% de acurácia com relação a modelos iniciais com até 10% de acurácia. Ou seja, quando o modelo inicial é fraco, o ganho ao usar a técnica é menor. É importante notar, no entanto, que as simulações mostram a aplicação da técnica apenas uma vez – é possível baixar mais dados e atualizar o modelo indefinidamente. O menor efeito da técnica para modelos iniciais fracos não significa, portanto, que a técnica não funciona para modelos iniciais fracos; pelo contrário: ela ajuda o modelo a sair do estado inicial e o leva para uma acurácia maior, de onde poderíamos aplicar a técnica novamente para obter resultados ainda mais expressivos.

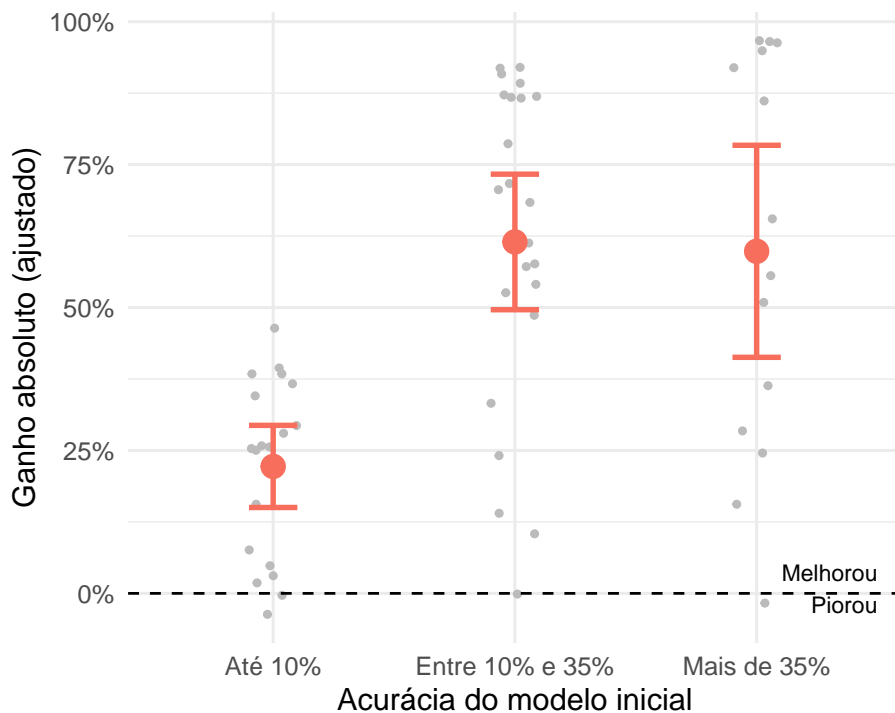


Figura 3.5: Ganho absoluto ao utilizar a técnica do oráculo, dividido por acurácia do modelo inicial.

Na Figura @ref(fig:simulacao-captcha), mostramos os resultados separando por Captcha. Cada linha é uma combinação de Captcha, quantidade de tentativas e acurácia modelo inicial, que foi classificado em três categorias. As linhas pontilhadas indicam modelos ajustados com mais de uma tentativa, enquanto as linhas contínuas mostram modelos ajustados com apenas uma tentativa. A primeira extremidade de cada linha, do lado esquerdo, indica a acurácia do modelo inicial e a segunda extremidade, do lado direito, a acurácia do modelo usando a técnica do oráculo.

Pelo gráfico, é possível identificar duas informações relevantes. Como já verificado anteriormente, os modelos ajustados com mais de uma tentativa apresentam maiores ganhos do que os modelos ajustados com apenas uma tentativa. Verifica-se também que modelos com acurácia inicial menores não necessariamente apresentam ganhos menores quando separados por Captcha.

Pelas análises das simulações, é possível concluir que a técnica do oráculo foi bastante bem sucedida. Primeiro, ela apresenta resultados expressivos e de forma consistente, mesmo dando apenas um passo de obtenção de dados e ajuste de novo modelo. Além disso,

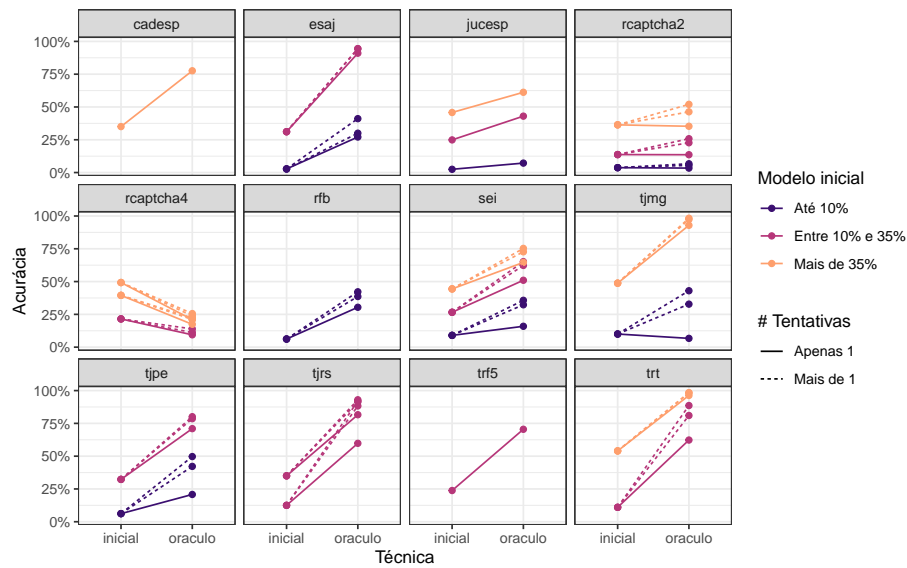


Figura 3.6: Resultados da simulação por captcha, quantidade de tentativas e modelo inicial.

a técnica é capaz de se aproveitar de sites que permitem a verificação do oráculo múltiplas vezes para o mesmo Captcha. Por último, a técnica apresenta ganhos mesmo para modelos iniciais muito fracos (com acurácias de até 10%), indicando que sua aplicação é indicada para qualquer modelo inicial com mais de 5% de acurácia, o que é bastante factível de atingir com bases pequenas ou com modelos genéricos.

3.2.1 Aplicação iterada

Um possível problema em aplicar a técnica do oráculo é que a técnica pode introduzir viés no modelo, o que impediria de ser aprimorado indefinidamente. Mesmo que os teoremas dêem uma boa base para acreditar que isso não seja verdade, foi feito um teste empírico, com apenas um Captcha, para verificar se a aplicação da técnica múltiplas vezes apresenta bons resultados.

O Captcha escolhido para a simulação foi o `trf5`, por ser um Captcha que não aceita múltiplos chutes, em uma tentativa de obter um pior caso. Para esse Captcha, o melhor modelo obtido com a técnica do oráculo foi considerado como modelo inicial e usado para baixar novos dados do site do Tribunal. Os novos dados foram adicionados à base de treino, ajustando-se um novo modelo.

A Figura @ref(fig:aplicacao-iterada) mostra os resultados da aplicação iterada. A utilização da técnica não só funcionou como levou o modelo a uma acurácia de 100%.

O resultado sugere que a técnica pode sim ser utilizada indefinidamente para auxiliar no aprendizado do modelo. Ela sugere, ainda, que uma técnica de aprendizado ativo com *feedback* automático do oráculo pode dar bons resultados, já que a forma de obter os dados não introduz viés no ajuste do modelo.

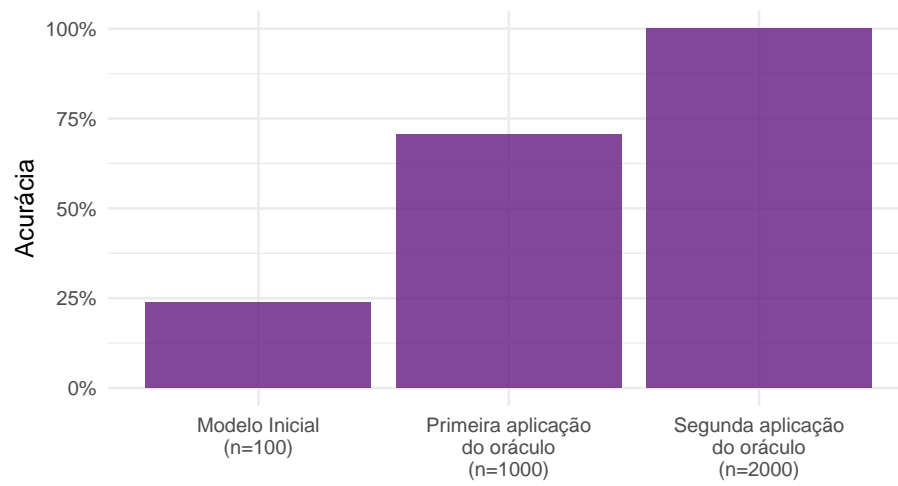


Figura 3.7: Resultados da aplicação iterada da técnica.

3.2.2 Aprendizado ativo (TODO)

Aqui a ideia é mostrar os resultados do aprendizado ativo, se der tempo de fazer.

Capítulo 4

Conclusões

Concluir sobre a parte mais política (captchas e dados abertos etc)

Concluir sobre o avanço científico na modelagem estatística

Reforçar a contribuição técnica para a comunidade com o pacote e o app

Bibliografia

AHN, L. VON et al. reCAPTCHA: Human-Based Character Recognition via Web Security Measures. **Science**, v. 321, n. 5895, p. 1465–1468, 12 set. 2008. Disponível em: <<https://www.science.org/doi/10.1126/science.1160379>>.

AHN, L. VON; BLUM, M.; LANGFORD, J. **Telling humans and computers apart automatically or how lazy cryptographers do AI** (Tech. Rep. No. CMU-CS-02-117). Disponível em: <<http://reports-archive.adm.cs.cmu.edu/anon/2002/CMU-CS-02-117.pdf>>.

BALDI, P.; SADOWSKI, P. J. Understanding dropout. **Advances in neural information processing systems**, v. 26, 2013.

BLUM, A.; KALAI, A. A note on learning from multiple-instance examples. **Machine learning**, v. 30, n. 1, p. 2329, 1998.

CHELLAPILLA, K. et al. **Designing human friendly human interaction proofs (HIPs)**. : CHI '05. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2 abr. 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/1054972.1055070>>.

CHELLAPILLA, K.; SIMARD, P. Using machine learning to break visual human interaction proofs (HIPs). **Advances in neural information processing systems**, v. 17, 2004.

COLOSIMO, E. A.; GIOLO, S. R. **Análise de sobrevivência aplicada**. Editora Blucher, 2006.

COUR, T.; SAPP, B.; TASKAR, B. Learning from partial labels. **The Journal of Machine Learning Research**, v. 12, p. 15011536, 2011.

Diagnóstico do Contencioso Tributário Administrativo., [s.d.]. Disponível em: <<https://abj.org.br/pesquisas/bid-tributario/>>.

FENG, L. et al. Provably consistent partial-label learning. **Advances in Neural Information Processing Systems**, v. 33, p. 1094810960, a2020.

FENG, L. et al. **Learning with multiple complementary labels**. PMLR, b2020.

GALAR, M. et al. A review on ensembles for the class imbalance problem: bagging-, boosting-, and hybrid-based approaches. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, v. 42, n. 4, p. 463484, 2011.

GEORGE, D. et al. A generative vision model that trains with high data efficiency and breaks text-based CAPTCHAs. **Science**, v. 358, n. 6368, p. eaag2612, 2017.

- GOODFELLOW, I. J. et al. Multi-digit number recognition from street view imagery using deep convolutional neural networks. **arXiv preprint arXiv:1312.6082**, 2013.
- GOODFELLOW, I. J. et al. **Generative Adversarial Networks**. [s.d.].
- GRANDVALET, Y. **Logistic regression for partial labels**. 2002.
- HÜLLERMEIER, E.; BERINGER, J. Learning from ambiguously labeled examples. **Intelligent Data Analysis**, v. 10, n. 5, p. 419439, 2006.
- Inaccessibility of CAPTCHA.**, [s.d.]. Disponível em: <<https://www.w3.org/TR/turingtest/>>.
- IOFFE, S.; SZEGEDY, C. **Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift**. PMLR, 2015.
- ISHIDA, T. et al. Learning from complementary labels. **Advances in neural information processing systems**, v. 30, b2017.
- ISHIDA, T. et al. Learning from complementary labels. **Advances in neural information processing systems**, v. 30, a2017.
- JIN, R.; GHAHRAMANI, Z. Learning with multiple labels. **Advances in neural information processing systems**, v. 15, 2002.
- KAUR, K.; BEHAL, S. Captcha and Its Techniques: A Review. **International Journal of Computer Science and Information Technologies**, v. 5, 1 jan. 2014.
- KINGMA, D. P.; BA, J. **Adam: A Method for Stochastic Optimization**. [s.d.].
- KUHN, M.; JOHNSON, K. **Feature engineering and selection: A practical approach for predictive models**. CRC Press, 2019.
- LECUN, Y. et al. Gradient-based learning applied to document recognition. **Proceedings of the IEEE**, v. 86, n. 11, p. 22782324, 1998.
- LECUN, Y. A. et al. Efficient backprop. Em: Springer, 2012. p. 948.
- LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **nature**, v. 521, n. 7553, p. 436444, b2015.
- LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **nature**, v. 521, n. 7553, p. 436444, a2015.
- LI, J.; TSUNG, F.; ZOU, C. Multivariate binomial/multinomial control chart. **IIE Transactions**, v. 46, n. 5, p. 526542, 2014.
- LILLIBRIDGE, M. D. et al. **Method for Selectively Restricting Access to Computer Systems.**, fev. 2001.
- LIU, L.; DIETTERICH, T. A conditional multinomial mixture model for superset label learning. **Advances in neural information processing systems**, v. 25, 2012.
- MICHENER, G.; MONCAU, L. F.; VELASCO, R. B. **Estado brasileiro e transparência avaliando a aplicação da Lei de Acesso à Informação**.

MORI, G.; MALIK, J. **Recognizing objects in adversarial clutter: Breaking a visual CAPTCHA**. IEEE, 2003.

MURRAY-RUST, P. Open data in science. **Nature Precedings**, p. 11, 2008.

NA, B. et al. **Deep Generative Positive-Unlabeled Learning under Selection Bias**. : CIKM '20. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 19 out. 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3340531.3411971>>.

NELDER, J. A.; WEDDERBURN, R. W. Generalized linear models. **Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)**, v. 135, n. 3, p. 370384, 1972.

NOH, H. et al. Regularizing deep neural networks by noise: Its interpretation and optimization. **Advances in Neural Information Processing Systems**, v. 30, 2017.

Observatório da insolvência: Rio de Janeiro., [s.d.]. Disponível em: <<https://abj.org.br/pesquisas/obsrjrj/>>.

OOMS, J. magick: Advanced Graphics and Image-Processing in R. 2021. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=magick>>.

RAMESH, A. et al. **Hierarchical Text-Conditional Image Generation with CLIP Latents**. [s.d.].

RESHEF, E.; RAANAN, G.; SOLAN, E. **Method and System for Discriminating a Human Action from a Computerized Action.**, 2005.

SUTTON, R. S.; BARTO, A. G. **Reinforcement learning: An introduction**. MIT press, 2018.

Tempo dos processos relacionados à adoção., [s.d.]. Disponível em: <<https://abj.org.br/pesquisas/adocao/>>.

TURING, A. M. Computing machinery and intelligence. Em: Springer, 2009. p. 2365.

VON AHN, L. et al. **Captcha: Telling Humans and Computers Apart Automatically**. Proceedings of Eurocrypt. **Anais...**2003.

VON AHN, L.; BLUM, M.; LANGFORD, J. Telling Humans and Computers Apart Automatically. **Communications of the ACM**, v. 47, n. 2, p. 56–60, 2004.

WANG, Y. et al. Make complex captchas simple: a fast text captcha solver based on a small number of samples. **Information Sciences**, v. 578, p. 181194, 2021.

WICKHAM, H. stringr: Simple, Consistent Wrappers for Common String Operations. b2022. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=stringr>>.

WICKHAM, H. rvest: Easily Harvest (Scrape) Web Pages. a2022. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=rvest>>.

WICKHAM, H.; HESTER, J.; OOMS, J. xml2: Parse XML. 2021. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=xml2>>.

YE, G. et al. **Yet another text captcha solver: A generative adversarial network based approach**. b2018.

YE, G. et al. **Yet another text captcha solver: A generative adversarial network based approach**. a2018.

YU, X. et al. **Learning with biased complementary labels**. 2018.

YUAN, X. et al. Adversarial examples: Attacks and defenses for deep learning. **IEEE transactions on neural networks and learning systems**, v. 30, n. 9, p. 28052824, 2019.

ZHAO, B. Web scraping. **Encyclopedia of big data**, p. 13, a2017. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Bo-Zhao-3/publication/317177787_Web_Scraping/links/5c293f85a6fdccfc7073192f/Web-Scraping.pdf>.

ZHAO, B. Web scraping. **Encyclopedia of big data**, p. 13, b2017. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Bo-Zhao-3/publication/317177787_Web_Scraping/links/5c293f85a6fdccfc7073192f/Web-Scraping.pdf>.

ZHOU, Z.-H. A brief introduction to weakly supervised learning. **National science review**, v. 5, n. 1, p. 4453, 2018.

ZHU, X. J. Semi-supervised learning literature survey. 2005.

Apêndice A

Pacote

Citar versão anterior {decryptr}

Funções do {captcha}

Print screens do {ancaptcha}

Índice remissivo

Captions, *veja* Legendas

Código-fonte, *veja* Floats

Equações, *veja* Modo matemático

Figuras, *veja* Floats

Floats

 Algoritmo, *veja* Floats, ordem

Fórmulas, *veja* Modo matemático

Inglês, *veja* Língua estrangeira

Palavras estrangeiras, *veja* Língua es-
trangeira

Rodapé, notas, *veja* Notas de rodapé

Subcaptions, *veja* Subfiguras

Sublegendas, *veja* Subfiguras

Tabelas, *veja* Floats

Versão corrigida, *veja* Tese/Dissertação,
versões

Versão original, *veja* Tese/Dissertação,
versões