

Capítulo 23

Complexidade textual e suas tarefas relacionadas

*Sidney Evaldo Leal
Sandra Maria Aluísio*

Publicado em: 13/03/2024



<https://brasileiraspln.com/livro-pln/2a-edicao/>

23.1 Introdução

Ratificando o redigido na subdivisão da obra acima epigrafada, os originadores da composição a seguir com afimco intentam discorrer sobre o significativo tópico da complexidade textual.

Humm... vamos recomeçar...

Neste capítulo, vamos tentar explicar o tema complexidade textual.

Como acabamos de ver, existem várias formas de dizer a mesma coisa, com graus de complexidade bem diferentes. O tema complexidade textual é largamente tratado em estudos do discurso, na educação, na psicolinguística, na linguística cognitiva, na fonoaudiologia, e no processamento de linguagens naturais (PLN). Aqui apresentaremos conceitos e soluções do ponto de vista do PLN.

Mas antes de tudo é importante dizer que a complexidade é sempre relativa, toda vez que falarmos e ouvirmos falar de complexidade, precisamos perguntar: complexo para quem?

Nesse ponto Dubay (2007) resume de forma certa a definição: “Inteligibilidade é a facilidade de leitura de um texto criada pela escolha de conteúdo, estilo, estruturação e organização que atende ao conhecimento prévio, habilidade de leitura, interesse e motivação da audiência.”

E já que acima aparece o termo **inteligibilidade**, vamos conversar um pouco sobre isso. Inteligibilidade textual vem da tradução do inglês *text readability* e às vezes também é traduzida como leiturabilidade; ambos os termos são bem representativos. Nós optamos por usar inteligibilidade pela relação com entender e dominar a língua (ser letrado) versus a habilidade de decodificar o sistema de escrita (ser alfabetizado). O mais importante é evitar o termo legibilidade, pois este está ligado com o que torna um texto fácil de ser lido (e não necessariamente entendido) como, por exemplo o tamanho e tipo da fonte, cor, estruturação em itens, etc. A inteligibilidade é inversamente correlacionada com a complexidade, isto é, quanto mais complexo um texto for, menos inteligível ele será, para o público alvo do texto.



23.2 Complexo para quem?

A complexidade só existe a partir do ponto de vista específico de quem está lendo, não é possível estudá-la sem o sujeito envolvido no processo da leitura. Mesmo em níveis de letramento próximos, pessoas diferentes podem achar o mesmo texto complexo e simples. Isso varia de acordo com o conhecimento de mundo adquirido e armazenado, a experiência, a habilidade de leitura e o grau de interesse no texto (Dubay, 2007). O Indicador de Alfabetismo Funcional (INAF)¹ é um ótimo retrato geral dos potenciais leitores adultos do Brasil (IPM, 2018). O levantamento é feito em média a cada dois anos, desde 2001 e classifica a população nos seguintes níveis de letramento:

- **Analfabeto:** Não consegue ler;
- **Rudimentar:** Localiza informações explícitas e literais;
- **Elementar:** Realiza pequenas inferências em textos de tamanho médio;
- **Intermediário:** Consegue interpretar textos e confrontar a moral da história com sua própria opinião ou senso comum;
- **Proficiente:** Interpreta e elabora textos de maior complexidade sem dificuldades.

É importante frisar que essa classificação em cinco níveis pode ser considerada relativamente arbitrária e agrupa internamente diversos níveis de letramento. O próprio INAF até 2011 utilizava apenas quatro níveis (Analfabeto, Rudimentar, Básico e Pleno). Mais um nível foi adicionado ao identificar que, após as ações do governo de combate ao analfabetismo, a maioria das pessoas subiu para o nível básico, porém os níveis superiores permaneceram estáveis. De 2001 a 2018, o nível analfabeto caiu de 12% para 8%, enquanto o nível proficiente se manteve em 12%.

Um ponto de atenção é que apesar de ter alfabetismo explícito no nome, o INAF avalia o nível de letramento (ou literacia) da população. Alfabetização está relacionada ao processo mecânico de reconhecer os grafemas, ligando-os aos fonemas, enquanto letramento é o uso social desse processo. Conforme Soares (1996): “Letramento é o resultado da ação de ensinar ou de aprender a ler e escrever: o estado ou a condição que adquire um grupo social ou um indivíduo como consequência de ter-se apropriado da escrita.”

Outro conceito interessante ligado à habilidade de leitura versus motivação é o estado de fluxo (Csikszentmihalyi, 2008). Aplicando ao contexto da leitura, se o texto for demasiado simples e a habilidade do leitor for alta, a experiência vai se tornar enfadonha. Por outro lado, se a habilidade do leitor for pequena demais para o nível de complexidade ou desafio apresentado, o esforço exigido vai ser bastante desmotivador. O estado de fluxo seria o casamento do nível de dificuldade adequado para o nível de proficiência do leitor.

Por que não ensinar a ler em vez de simplificar um texto?

Esta é uma crítica recorrente e muito importante, logo é bom abordá-la aqui. Concordamos plenamente que é sempre melhor ensinar a ler do que simplificar um dado texto original para que ele seja acessível a uma pessoa com dificuldade de entendimento. Dito isso, são citadas a seguir duas grandes exceções para se utilizar a simplificação:

¹<https://alfabetismofuncional.org.br/>

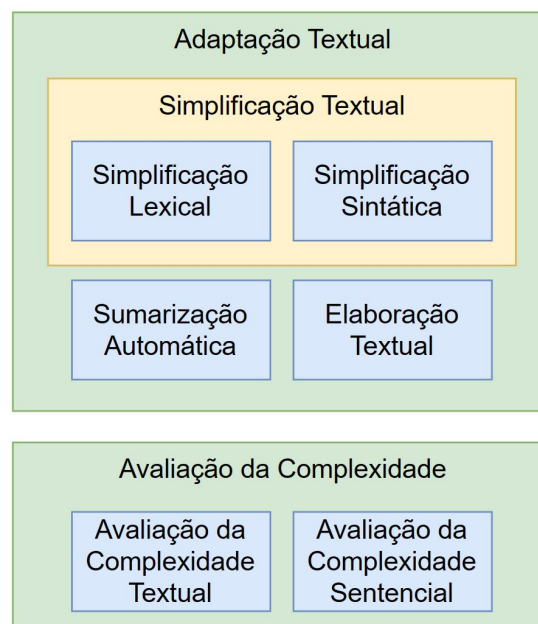


1. **Tempo versus Acesso.** Ensinar a ler exige tempo, enquanto simplificar pode permitir o acesso à informação no momento presente. Isso é uma verdade para a população adulta que possui dificuldades na leitura e, por diversos motivos, menos tempo para investir na própria educação. Além disso, para obter um resultado abrangente o suficiente, o investimento necessário na educação precisa partir do governo. Iniciativas isoladas conseguem bons resultados, mas quantitativamente o acesso à informação é maior simplificando os conteúdos publicados.
2. **Nível ideal de complexidade.** Conforme mencionado no tópico anterior, para um estudante em processo de aprendizagem, ser exposto a um texto demasiadamente difícil pode trazer mais prejuízos do que benefícios. A evolução do processo de ensino-aprendizagem pode ser muito mais eficiente se os textos fornecidos aos estudantes apresentarem um nível de desafio adequado.

23.3 Tarefas de PLN relacionadas à complexidade textual

As principais tarefas de PLN diretamente relacionadas com a complexidade textual estão representadas na Figura 23.1 e resumidas a seguir.

Figura 23.1: Principais tarefas de PLN relacionadas à complexidade textual



23.3.1 Adaptação textual

A Adaptação Textual é uma área de pesquisa de grande importância dentro da área de PLN, geralmente conectada com práticas educacionais, mas também com aplicações bem diversas como, por exemplo, auxiliar na recuperação de informações biomédicas (Jonnalagadda; Gonzalez, 2010). Ela permite alterar o conteúdo de um texto sem mudar seu significado,



na maior parte das vezes. Possui duas grandes abordagens: Simplificação e Elaboração Textual (Aluísio; Gasperin, 2010; Burstein, 2009; Hartmann; Aluísio, 2020; Mayer, 1980).

23.3.2 Simplificação textual

A Simplificação Textual consiste no processo de reduzir a complexidade de um texto, enquanto se preserva o conteúdo informativo e significado, tornando o texto mais fácil de ser compreendido por leitores humanos ou ser processado por programas (Carroll et al., 1998; Max, 2006; Shardlow, 2014; Siddharthan, 2006).

Os primeiros avanços na área de simplificação textual automática surgiram com a ideia de dividir sentenças longas em sentenças menores para melhorar os resultados dos analisadores sintáticos (Chandrasekar; Doran; Srinivas, 1996). Desde os trabalhos iniciais em simplificação textual, a área prosperou, avançando as pesquisas em cenários de aplicação, línguas e métodos.

Tipos de simplificação textual

Arfé; Mason; Fajardo (2018) definem o objetivo da simplificação textual como a adaptação da complexidade do texto (ou *readability*, em inglês) para as habilidades de um determinado grupo de leitores e, desta forma, *readability measures* (ou medidas de complexidade textual) foram desenvolvidas para alinhar/escolher textos para leitores, pois essas medidas podem prever o quão difícil um texto será para seus leitores.

Desta relação entre *readability* e simplificação textual, surgem as abordagens profunda e superficial para *readability*, culminando nas abordagens cognitiva, temática (ou topical) e linguística para simplificação textual, explicadas abaixo.

Segundo as autoras acima, a abordagem superficial para complexidade textual se baseia no tamanho das palavras e sua frequência e no tamanho das orações para prever a complexidade literal dos textos, ou seja, a compreensão do significado estrito de uma única proposição. Enquanto que a abordagem profunda, baseada em *features* como a presença e densidade de marcadores discursivos e correferência no texto, consegue prever coerência e compreensão no nível inferencial, isto é, a integração entre segmentos de um texto e entre o texto e o conhecimento prévio do leitor.

Abaixo são definidos os três tipos de complexidade — a cognitiva, a linguística (envolvendo os níveis lexical e sintático) e a temática — que levam a três abordagens para simplificação textual, de mesmo nome.

A complexidade cognitiva está relacionada com a capacidade limitada de um leitor de identificar e compreender a estrutura global e local de um texto. A estrutura global é responsável por organizar as informações (ou tópicos) de um texto. As estruturas de textos informativos (jornalísticos, por exemplo) são mais variadas do que textos narrativos, podendo ser uma da seguinte lista: descrição, sequência, comparação e contraste, problema-solução e causa-efeito e, inclusive, aparecer de forma não-exclusiva, dificultando o seu reconhecimento. Essa dificuldade pode impedir um leitor de responder o que é dito no texto e de fazer um resumo dele, por exemplo.

A outra dificuldade se dá no processamento local de um texto, realizado pelo leitor, para conectar sentenças e identificar as suas relações (de contraste, exemplificação, causa, resultado, finalidade, dentre outras). As soluções para essas duas dificuldades são dois



conjuntos de simplificações, chamadas de cognitiva no nível global e no nível local. No nível local são usadas para:

1. Aumentar a coesão via conectivos para explicitamente mostrar a relação entre sentenças;
2. Utilizar correferência para conectar as ideias.

No nível global, temos simplificações para:

1. Facilitar a retenção de novo conhecimento aprendido do texto via organização do conteúdo textual, ajudando o leitor a identificar a estrutura do discurso pelo uso de marcadores discursivos (linguísticos e tipográficos);
2. Organizar fatos e ideias presentes no texto pelo uso de subtítulos/seções que resumem o conteúdo dos parágrafos.

A complexidade temática/conceitual está associada à falta de conhecimento de mundo necessário para entender alguns temas. Existem projetos como o Newsela² (Xu; Callison-Burch; Napoles, 2015) que realizam a simplificação conceitual, simplificando os conceitos expressos no texto. Por exemplo, o projeto Newsela inclui elaborações no texto para tornar certos conceitos mais explícitos ou redundâncias para enfatizar partes importantes do texto. Além disso, as operações reduzem e omitem informações que não são adequadas para determinado público-alvo.

Quanto às simplificações linguísticas, temos a lexical e a sintática. A complexidade lexical está relacionada ao desconhecimento do significado de palavras e expressões. A complexidade sintática está relacionada à capacidade ou não de processar alguns tipos de estrutura de sentenças. Na área de PLN, as simplificações linguísticas foram mais exploradas e muitos métodos criados, para várias línguas. Elas são detalhadas nas próximas seções.

23.3.3 Simplificação lexical

A Simplificação Lexical é uma forma de simplificação por meio da substituição de palavras raras ou complexas por hipônimos, hiperônimos ou sinônimos, equivalentes e mais simples, deixando a leitura com compreensão mais fácil para pessoas com baixo letramento (Alúcio; Gasperin, 2010), falantes não nativos de uma dada língua (Paetzold; Specia, 2016c), disléxicos e afásicos (Carroll et al., 1998), dentre outros (Boito, 2014). Um exemplo de sentença simplificada lexicalmente pode ser visto no Quadro 23.1.

A simplificação lexical geralmente é realizada com o apoio de dicionários compilados e recursos como WordNet (Fellbaum, 1998a; Miller, 1995), de grandes *corpora* como a Simple Wikipedia (em uma abordagem de *ensembles*), e também de outras abordagens mais recentes baseadas em *word embeddings* (Paetzold; Specia, 2016a) e redes neurais para *ranking* (Paetzold; Specia, 2017).

Quadro 23.1: Exemplo de sentença simplificada lexicalmente

²<https://newsela.com/>



Original	Se acentuada e prolongada, a hipertermia pode causar a morte do animal.
Simplificada	Se acentuada e prolongada, a febre pode causar a morte do animal

23.3.4 Simplificação sintática

A análise sintática é o estudo da disposição das palavras em uma oração e é dividida em funções sintáticas (sujeito e predicado) e constituintes (sintagmas nominais, verbais, preposicionais, adjetivais e adverbiais) (Candido Junior, 2013).

A Simplificação Sintática consiste em dividir orações longas (como exemplificado no Quadro 23.2) ou alterar a estrutura sintática das orações, eliminando fenômenos sintáticos considerados complexos para a inteligibilidade e compreensão de uma classe de leitores. Ainda segundo Candido Junior (2013), alguns exemplos comuns de fenômenos sintáticos são: reordenação de componentes de uma oração para facilitar a compreensão da informação principal veiculada, mudança de voz passiva para ativa, resolução anafórica de pronomes relativos, reordenação de orações e divisão de orações.

Quadro 23.2: Exemplo de sentença simplificada sintaticamente

Original	O uso de forragem conservada, cujas formas mais comuns são: ensilagem e fenação, é uma solução para alimentar o rebanho.
Simplificada	O uso de forragem conservada é uma solução para alimentar o rebanho. As formas mais comuns para conservar forragens são: ensilagem e fenação.

Embora haja um compromisso entre simplificação sintática e aumento do texto – é natural que quebrar uma oração longa em várias torne o texto mais longo, pois sujeitos devem ser adicionados, para vários públicos essa é uma adaptação necessária para permitir o entendimento do texto.

A principal ferramenta de simplificação para o português brasileiro foi desenvolvida durante o projeto PorSimples (Alúcio; Gasperin, 2010), e é chamada Simplifica (Candido-Junior; Oliveira; Alúcio, 2009; Scarton et al., 2010). Ela apoia autores na redação de textos mais simples, auxiliando tanto na simplificação lexical, que foi baseada em listas de palavras simples, quanto na sintática, realizada via regras baseadas no parser Palavras (Bick, 2000b). Atualmente, não está disponível no site do NILC, mas sua interface pode ser vista no relatório do projeto³.

Inicialmente, a tarefa era solucionada por meio de regras fixas programadas, porém a abordagem mais recente utiliza modelos de redes neurais recorrentes inspiradas na tarefa de Tradução Automática (*Machine Translation*), nos quais o texto original é “traduzido” em sua versão simplificada dentro da própria língua, utilizando o conhecimento adquirido com treinamento em grandes *corpora* (Scarton; Specia, 2018).

³https://fapesp.br/publicacoes/microsoft/microsoft_aluisio.pdf



23.3.5 Sumarização automática

A Sumarização Automática pode ser definida como a diminuição da extensão dos textos mantendo os conteúdos principais. Ela tem um papel muito importante na simplificação de textos, principalmente para os níveis mais baixos de letramento, nos quais o tamanho do texto já é um fator desestimulante para a leitura. Diversos métodos de sumarização, na abordagem extrativa (na qual o sumário é composto de orações retiradas do texto original, sem alterações), foram avaliados no projeto PorSimples (Margarido et al., 2008) e foi escolhido o método Extração de Palavras-Chave por frequências de Radicais (EPC-R) para ser usado na ferramenta Facilita, desenvolvida no mesmo projeto (Watanabe et al., 2009a, 2009b).

Para mais informações sobre a tarefa de Sumarização, confira o Capítulo 22.

23.3.6 Elaboração textual

A Elaboração Textual visa melhorar a compreensão de um texto e ampliar ou explorar o vocabulário do leitor, adicionando informações como: sinônimos ou antônimos ao lado de palavras ou expressões complexas, definição de conceitos ou ainda tornar explícitas as conexões entre as ideias (Aluísio; Gasperin, 2010).

A elaboração lexical, em contraste com a simplificação lexical, não substitui as palavras e sim adiciona uma ou uma lista de palavras para explicar o significado de uma palavra complexa. Também pode inserir uma definição curta conforme exemplificado no Quadro 23.3. Trata-se de uma abordagem adequada em situações como o aprendizado de crianças e de uma segunda língua, pois explica e enriquece o vocabulário do estudante (Hartmann; Aluísio, 2020).

Quadro 23.3: Exemplo de sentença simplificada por elaboração textual

Original	A ensilagem é o processo de conservação do alimento por fermentação anaeróbia.
Simplificada	A ensilagem é o processo de conservação do alimento por fermentação anaeróbia (sem a presença de ar).

23.4 Avaliação da Complexidade e suas Métricas

As formas de medir automaticamente a complexidade de textos ou sentenças representam por si só uma ampla área de pesquisa, como dito na Introdução. A análise automatizada da complexidade de textos, também conhecida em inglês por ARA (*Automatic Readability Assessment*), tem um viés de aplicação prática, pois ajuda a indicar material de leitura adequado, por exemplo para uma dada série escolar, mas também pode contribuir para um melhor entendimento dos processos de leitura e compreensão em populações com processamento típico e atípico de linguagem.

Graesser; McNamara; Kulikowich (2011) dividem as abordagens de predição e medição da complexidade (ou simplicidade) de textos em:



- **Tradicionais:** que usam uma única métrica ou a combinação linear de poucas métricas de dificuldade;
- **Modernas:** que analisam textos com múltiplas características em vários níveis linguísticos e cognitivos, e foram alavancadas por métodos de AM (aprendizado de máquina) nas últimas duas décadas.

Um exemplo da primeira abordagem é o Índice Flesch que será visto na Seção 23.4.1 e outro da segunda abordagem é o Coh-Metrix, apresentado na Seção 23.4.2.

Um dos grandes desafios para a aplicação dos métodos de AM em textos é a criação de *corpora* grandes e balanceados, anotados com as classes de interesse, por professores ou linguistas. O aprendizado do modelo usa a conversão dos textos em valores, geralmente numéricos, para serem usados nas fases de treinamento e avaliação dos métodos. Isso geralmente é obtido por meio da extração e seleção de métricas dos textos, em diversos níveis da língua, para em seguida utilizá-las como *features* nos métodos de aprendizado de máquina.

Há uma crítica frequente a essa abordagem de anotação da complexidade que usa preditores com base em *corpus* com julgamento de especialistas: o fato de a anotação não ser baseada no desempenho real da leitura de estudantes, por exemplo. Entretanto, se já há grande dificuldade em anotar um grande *corpus* com avaliação de professores, conseguir um *corpus* de alunos é mais ainda difícil e demorado (Vajjala; Meurers, 2016). O *corpus Touchstone Applied Science Associates (TASA)*, na língua inglesa, é o único grande *corpus* disponível que atende essa crítica, no melhor do nosso conhecimento, por ser formado por 37.520 amostras de textos, com o tamanho de um parágrafo de tamanho médio de 288,6 palavras (desvio padrão de 25,4), cujas dificuldades foram avaliadas via tarefa de leitura de estudantes, sendo anotados também com a métrica DRP (*Degrees of Reading Power*)⁴ (Graesser; McNamara; Kulikowich, 2011). Entretanto, a possibilidade de usar rastreamento ocular para capturar o processo de leitura de estudantes é muito bem-vinda e foi explorada na pesquisa de Leal (2021).

Para facilitar a apresentação, são mostradas nas próximas quatro seções as principais fontes de métricas para a tarefa de predição da complexidade (textual e sentencial): fórmulas clássicas, linguísticas, psicolinguísticas e de rastreamento ocular. Dentro de cada seção são descritas as principais métricas citadas na literatura.

23.4.1 Fórmulas clássicas

As primeiras fórmulas para avaliação de inteligibilidade textual surgiram na década de 1920 nos Estados Unidos, e por volta de 1980 já existiam mais de duzentas fórmulas diferentes (Dubay, 2007).

Mesmo com o advento das abordagens mais modernas para resolver a tarefa, essas fórmulas continuam a ter grande importância para as tarefas de PLN, e são usadas isoladamente ou em conjunto com outras *features*. As principais para o escopo deste capítulo são detalhadas a seguir. É importante ressaltar que essas fórmulas foram pensadas para a língua inglesa, portanto não devem ser utilizadas diretamente no português, mas já existem adaptações de algumas delas, como no caso do índice Flesch, por exemplo.

⁴<http://textcomplexity.questarai.com/getdrp/>



Índice Flesch

A fórmula *Flesch Reading-Ease Score* (FRES), para ser usada com textos em inglês:

$$F = 206.835 - 1.015 \left(\frac{\text{total palavras}}{\text{total sentenças}} \right) - 84.6 \left(\frac{\text{total sílabas}}{\text{total palavras}} \right) \quad (23.1)$$

O valor da fórmula pode ser interpretado com a seguinte escala:

- 90-100: Muito simples,
- 80-89: Simples,
- 70-79: Relativamente simples,
- 60-69: Padrão,
- 50-59: Relativamente complexo,
- 30-49: Complexo,
- 0-29: Muito complexo.

É uma das mais antigas e utilizadas fórmulas de inteligibilidade e foi criada por Rudolph Flesch em 1948 (Dell’Orletta; Montemagni; Venturi, 2011; Sjöholm, 2012). Foi adaptada para o português brasileiro em 1996 pelo NILC (Martins et al., 1996), adicionando 42 pontos a todos os escores da fórmula original em inglês:

$$F = 248.835 - 1.015 \left(\frac{\text{total palavras}}{\text{total sentenças}} \right) - 84.6 \left(\frac{\text{total sílabas}}{\text{total palavras}} \right) \quad (23.2)$$

Flesch-Kincaid grade level

A fórmula *Flesch-Kincaid Grade Level* apresenta como resultado um número que corresponde a uma série no sistema educacional americano, facilitando a avaliação do nível de complexidade de livros e textos. Pode ser interpretada como o número de anos de educação necessários para a leitura de um dado texto:

$$FK = 0.39 \left(\frac{\text{total palavras}}{\text{total sentenças}} \right) + 11.8 \left(\frac{\text{total sílabas}}{\text{total palavras}} \right) - 15.59 \quad (23.3)$$

Foi desenvolvida por J. Peter Kincaid em 1975 (Kincaid et al., 1975) a partir da anterior criada por Rudolph Flesch. É também uma função linear que utiliza a média de sílabas por palavras e média de palavras por sentença, estimando assim as complexidades lexical e sintática do texto (Dell’Orletta; Montemagni; Venturi, 2011; Sjöholm, 2012).

Dale-Chall

Inspirada pela fórmula Flesch, a fórmula *Dale-Chall* acrescenta validação da dificuldade das palavras contra um dicionário com 3 mil palavras simples, sendo também considerada a média do tamanho das sentenças:

$$DC = 0.1579 \left(\frac{\text{total palavras difíceis}}{\text{total palavras}} \times 100 \right) + 0.0496 \left(\frac{\text{total palavras}}{\text{total sentenças}} \right) \quad (23.4)$$



Foi criada em 1948 e atualizada posteriormente em 1995 por Edgard Dale e Jeanne Chall (Chall; Dale, 1995; Dell’Orletta; Montemagni; Venturi, 2011).

Gunning Fog Index

Gunning Fog Index ou simplesmente FOG Index foi criada em 1952 por Robert Gunning:

$$GF = 0.4 \left[\left(\frac{\text{total palavras}}{\text{total sentenças}} \right) + 100 \left(\frac{\text{total palavras complexas}}{\text{total palavras}} \right) \right] \quad (23.5)$$

Ao avaliar a dificuldade de inteligibilidade dos jornais por estudantes de graduação, ele escreveu que os textos estavam repletos de incertezas, névoa (*fog* em inglês) e complexidade desnecessária (Dubay, 2014). Palavras complexas nesse contexto são as que possuem três ou mais sílabas.

Coleman–Liau

Baseada em caracteres em vez de sílabas por palavra, possibilita utilizações mais mecânicas em textos:

$$CLI = 0.0588 \times L - 0.296 \times S - 15.8 \quad (23.6)$$

Na fórmula acima, L é a média da quantidade de letras por 100 palavras e S é a média do número de sentenças por 100 palavras (Coleman; Liau, 1975).

Brunét

O Índice de Brunét é uma variação da TTR (*Type Token Ratio*), mas insensível ao tamanho do texto:

$$W = N^{V^{-0.165}} \quad (23.7)$$

Na fórmula acima N é o número de *tokens* e V é o total de palavras do vocabulário (ou *types*). Foi criado por Étienne Brunet em 1978 (Cunha, 2015; Thomas et al., 2005). Os valores típicos da métrica variam entre 10 e 20, sendo que uma fala mais rica produz valores menores.

Honoré

A Estatística de Honoré é outra variação da TTR, também insensível ao tamanho do texto:

$$R = \frac{100 \log N}{1 - \frac{V_1}{V}} \quad (23.8)$$

Na fórmula acima N é o número de *tokens* e V_1 é o número de palavras do vocabulário que aparecem uma única vez e V é o número de itens lexicais (ou *types*). Foi criada por A. Honoré em 1979 (Cunha, 2015; Thomas et al., 2005), sendo que valores altos da fórmula indicam um vocabulário rico.



23.4.2 Métricas Linguísticas

As métricas linguísticas extraem características nos níveis lexical, morfossintático, sintático, semântico e discursivo da língua. Existem ferramentas com esse fim específico, que facilitam bastante o processo. Trazemos nas seções seguintes, um resumo de seis ferramentas, tanto para o inglês como para o português.

Coh-Metrix

O Coh-Metrix⁵ (McNamara et al., 2014) é uma ferramenta desenvolvida para a língua inglesa, que extrai de um texto métricas de coesão e coerência, permitindo avaliar a complexidade da sua leitura.

Os autores definem coesão como a relação entre as características do texto que guiam o leitor para a representação mental do significado, e coerência é a representação mental que o leitor cria durante a leitura (Graesser et al., 2004).

A versão 3.0 do Coh-Metrix implementa 106 métricas para a língua inglesa, agrupadas nas 11 categorias: *Descriptive, Text Easability Principal Component Scores, Referential Cohesion, Latent Semantic Analysis** (LSA), Lexical Diversity, Connectives, Situation Model, Syntactic Complexity, Syntactic Pattern Density, Word Information e Readability*.

A tela da ferramenta pode ser vista na Figura 23.2), que traz no lado direito os valores de diversas métricas do pequeno texto informado no lado esquerdo.

Em contraste com as fórmulas clássicas que analisam o texto apenas no nível das palavras e sentenças e geram um único valor para quantificar a complexidade do texto, o Coh-Metrix utiliza uma análise multinível, alinhada com teorias de compreensão textual (Graesser; McNamara; Kulikowich, 2011):

1. **Words:** Como o conhecimento do vocabulário de uma língua tem um grande impacto sobre o tempo de leitura e compreensão, Coh-Metrix tem uma grande quantidade de métricas relacionadas a palavras, incluindo: análise de categorias gramaticais ou *Part of Speech* (PoS), frequência, medidas psicolinguísticas como concretude, familiaridade, idade de aquisição, imageabilidade, categorias semânticas obtidas da WordNet de Princeton⁶;
2. **Syntax:** Algumas sentenças do discurso oral são curtas, apresentam poucas orações relativas, poucas palavras nos sintagmas nominais e se apresentam na voz ativa, mas sentenças de textos escritos geralmente aparecem de forma oposta, demandando mais processamento da memória de trabalho. Coh-Metrix computa essas contagens e outras como similaridade de pares de sentenças adjacentes, que facilitam a leitura e compreensão;
3. **Textbase:** A base textual está relacionada com o significado em vez da análise de palavras e da sintaxe. A co-referência é um mecanismo importante para conectar as proposições, as orações e sentenças na base textual, assim Coh-Metrix traz várias métricas para o cômputo da co-referência como a sobreposição de palavras de conteúdo, de substantivos e de radicais (*content word overlap, noun overlap, e stem overlap*,

⁵<http://cohmetrix.com/>

⁶<https://wordnet.princeton.edu/>




Figura 23.2: Tela do Coh-Metrix com um texto de exemplo

Created: September 1, 2012 **Coh-Metrix 3.0** Last updated: Aug. 16, 2017

Enter your input

The methodology aims to develop print and electronic contents culturally contextualized, adapted and available according to the literacy level of farmers. This methodology adopts Human Computer Interaction and Natural Language Processing approaches, providing the lexical and syntactic simplification, using analogies and family vocabulary. Studies were carried out with experts, extension workers, students and farmers dedicated to milk production in order to verify the applicability of the methodology in a real scenario. Using this tool, enables the creation of content tailored for different levels of literacy. In doing so, farmers are able to understand the technical knowledge and consequently adopt the technologies offered and recommended to improve the quality and productivity of their respective production systems.



Type text in the image

Number	Label	Label V2.x	Text	Full description
Descriptive				
1	DESPC	READNP	3	Paragraph count, number of paragraphs
2	DESSC	READNS	5	Sentence count, number of sentences
3	DESWC	READNW	115	Word count, number of words
4	DESPL	READAPL	1.667	Paragraph length, number of sentences in a paragraph, mean
5	DESPLd	n/a	0.577	Paragraph length, number of sentences in a paragraph, standard deviation
6	DESSL	READASL	23	Sentence length, number of words, mean
7	DESSLd	n/a	6.325	Sentence length, number of words, standard deviation
8	DESWLsy	READASW	2.191	Word length, number of syllables, mean
9	DESWLsyd	n/a	1.290	Word length, number of syllables, standard deviation
10	DESWLit	n/a	6.113	Word length, number of letters, mean
11	DESWLitd	n/a	3.236	Word length, number of letters, standard deviation
Text Easability Principle Component Scores				
12	PCNARz	n/a	-1.291	Text Easability PC Narrativity, z score
13	PCNARp	n/a	9.850	Text Easability PC Narrativity, percentile
14	PCSYNz	n/a	0.203	Text Easability PC Syntactic simplicity, z score
15	PCSYNp	n/a	57.930	Text Easability PC Syntactic simplicity, percentile
16	PCCNCz	n/a	-0.185	Text Easability PC Word concreteness, z score
17	PCCNCp	n/a	42.860	Text Easability PC Word concreteness, percentile
18	PCREFz	n/a	-0.584	Text Easability PC Referential cohesion, z score
19	PCREFp	n/a	28.100	Text Easability PC Referential cohesion, percentile
20	PCDCz	n/a	0.854	Text Easability PC Deep cohesion, z score
21	PCDCp	n/a	80.230	Text Easability PC Deep cohesion, percentile
22	PCVERBz	n/a	-2.346	Text Easability PC Verb cohesion, z score
23	PCVERBp	n/a	0.960	Text Easability PC Verb cohesion, percentile
24	PCCONNz	n/a	-3.163	Text Easability PC Connectivity, z score
25	PCCONNp	n/a	0.080	Text Easability PC Connectivity, percentile
26	PCTEMPz	n/a	-0.702	Text Easability PC Temporality, z score
27	PCTEMPp	n/a	24.200	Text Easability PC Temporality, percentile
Referential Cohesion				
28	CRFNO1	CRFBN1um	0.5	Noun overlap, adjacent sentences, binary, mean
29	CRFAO1	CRFBA1um	0.5	Argument overlap, adjacent sentences, binary, mean
30	CRFSO1	CRFBS1um	0.5	Stem overlap, adjacent sentences, binary, mean
31	CRFNOa	CRFBNaum	0.600	Noun overlap, all sentences, binary, mean

respectivamente). A diversidade lexical está relacionada com a coesão porque um número elevado de palavras diferentes em um texto significa que as palavras novas precisam ser integradas no contexto do discurso. Coh-Metrix também computa várias métricas relacionadas com o modelo estatístico para cálculo de similaridade chamado *Latent Semantic Analysis* (LSA), pois ele ajuda a medir o conhecimento implícito do leitor em adição às palavras explícitas usadas no texto;

4. **Situation Model / Mental Model:** Textos narrativos incluem pessoas, objetos, ações, eventos, processos, planos e outros detalhes de uma história, já em textos informativos o modelo mental é diferente, pois devem ajudar a entender como modelos da física, biologia e outras ciências funcionam. Assim, há métricas para avaliar se há quebras no entendimento desses modelos mentais que emergem de um texto;
5. **Genre and Rhetorical Structure:** Exemplos de uma tipologia de gêneros são: narrativo, expositivo, persuasivo ou descritivo. Textos narrativos são mais fáceis de se ler, compreender e relembrar do que textos informativos. Coh-Metrix analisa se um texto pode ser classificado como narrativo ou informativo, via uma métrica chamada narratividade.



T.E.R.A

T.E.R.A.⁷ (*Text Ease and Readability Assessor*) é uma ferramenta construída pelos mesmos autores do Coh-Metrix, também para língua inglesa. Utiliza o Coh-Metrix para avaliar amostras dos textos, reduzindo as métricas em cinco fatores, levantados via PCA (*Principal Component Analysis*) ((Graesser; McNamara; Kulikowich, 2011; McNamara et al., 2013)): *Narrativity*, *Syntactic Simplicity*, *Word Concreteness*, *Referential Cohesion (Textbase)* e *Deep Cohesion (Situation Model)*. Na Figura 23.3 é possível ver um exemplo da análise de texto com as cinco dimensões.

Figura 23.3: Tela de exemplo do Coh-Metrix-T.E.R.A.

The screenshot displays the T.E.R.A. web interface. At the top, it says 'Coh-Metrix Common Core Text Ease and Readability Assessor'. A navigation bar includes 'Home', 'What is T.E.R.A.?', 'How to use T.E.R.A.', 'Library Tool', 'My Texts', and 'Common Core Standards'. A 'My Texts' table is visible with the following data:

Title	Grade	Genre	Length	TEXT TYPE	Submit Date	Status	EDIT
Test	NA	Science	123	Text Excerpt	3/10/2021 10:11	Done	Edit Delete

Below the table, the 'Text Title' is 'Test'. The analysis results are shown in two panels:

- Coh-Metrix Text Profile:** A bar chart titled 'Coh-Metrix Component Scores' shows the following values: Narrativity (5%), Syntactic Simplicity (59%), Word Concreteness (1%), Referential Cohesion (2%), and Deep Cohesion (11%). The Flesch-Kincaid Grade Level is 15.
- Analysis and Recommendations:** The estimated grade level is NA. The automated analysis states: 'This text is low in narrativity which indicates that it is less story-like. Less story-like texts are usually more difficult to comprehend. It is average in syntactic simplicity. It has low word concreteness suggesting a high volume of word abstractness and low imageability. Thus, it may be more difficult to understand. It has low referential cohesion. Thus, there is less overlap in explicit words and ideas between sentences. These conceptual gaps require the reader to make more inferences. It is low in deep cohesion suggesting a lack of explicit causal relationships when needed by the text. Because of this, it may be more difficult to comprehend for unfamiliar topics.'

Coh-Metrix-Port

O Coh-Metrix-Port⁸ (Scarton; Aluísio, 2010b) é uma adaptação para o português brasileiro do Coh-Metrix, desenvolvida dentro do projeto PorSimples (Simplificação Textual do Português para Inclusão e Acessibilidade Digital), que teve como objetivo promover o acesso a textos da Web a pessoas com baixo letramento.

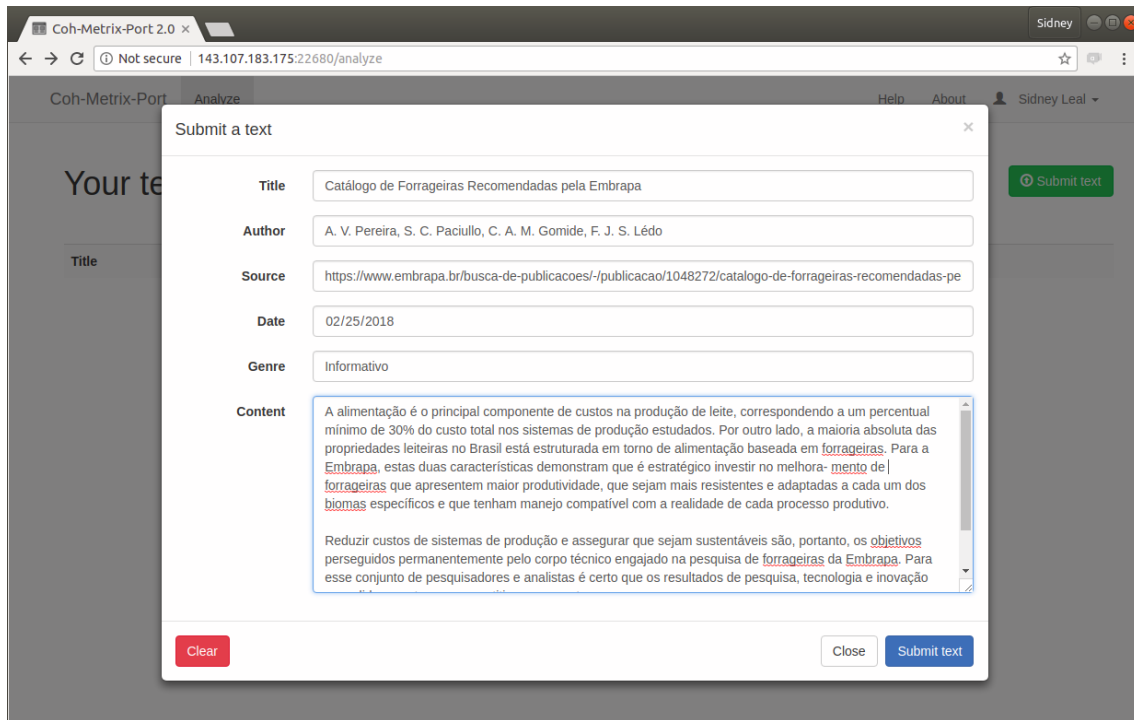
O Coh-Metrix-Port implementa 48 métricas específicas para o português brasileiro (Scarton et al., 2010), divididas nas categorias: contagens básicas, operadores lógicos,

⁷<http://www.commoncoretera.com/>

⁸<http://fw.nilc.icmc.usp.br:22680/>



Figura 23.4: Tela de avaliação do Coh-Metrix-Port 2



frequências, hiperônimos, tokens, constituintes, conectivos, ambiguidade, correferência e anáforas. A tela de cadastro dos textos, da versão 2.0⁹, pode ser vista na Figura 23.4.

Coh-Metrix-Dementia

O Coh-Metrix-Dementia¹⁰ (Cunha, 2015) é uma adaptação do Coh-Metrix-Port para análise automática de distúrbios de linguagem nas demências (como Doença de Alzheimer) ou no Comprometimento Cognitivo Leve (CCL).

Ele adiciona 25 novas métricas às 48 do Coh-Metrix-Port, nas categorias: disfluências, análise de semântica latente, diversidade lexical, complexidade sintática e densidade semântica.

Disponibiliza no total 73 métricas para o português brasileiro. Sua tela principal pode ser vista na Figura 23.5.

LIWC

LIWC (*Linguistic Inquiry and Word Count*) é uma ferramenta baseada em dicionários para análise dos vários componentes emocionais, cognitivos e linguísticos em amostras de textos (Pennebaker et al., 2015), com categorias como: estatísticas comuns do texto, dimensão linguística, processos psicológicos, relatividade, assuntos pessoais e miscelânea, totalizando aproximadamente 100 métricas (Cunha, 2015).

⁹Refeita por Cunha (2015)

¹⁰<http://fw.nilc.icmc.usp.br:22380/>



Figura 23.5: Exemplo da tela de saída do Coh-Metrix-Dementia

The screenshot shows a web browser window with the URL 143.107.183.175:22380/analyze. The main interface is titled 'Coh-Metrix-Dementia' and has a navigation menu with 'Analyze', 'Help', and 'About'. A user profile 'Sidney Leal' is visible. A modal window titled 'Overview' is open, displaying a table of 'Basic Counts' for a text sample titled 'Teste 1'. The table lists various linguistic metrics and their corresponding values. At the bottom of the modal, there are 'Export as' and 'Close' buttons.

Basic Counts	
Adjective incidence	13.550
Adverb incidence	40.650
Content word incidence	666.667
Flesch index	67.233
Function word incidence	249.322
Mean sentences per paragraph	1.000
Mean syllables per content word	2.179
Mean words per sentence	21.706
Noun incidence	338.753
Number of Paragraphs	17.000
Number of Sentences	17.000
Number of Words	369.000
Pronoun incidence	73.171
Verb incidence	273.713

A sua primeira versão foi criada em 1993, a segunda em 2001, a terceira em 2007 e a última em 2015. O dicionário da versão inglesa conta com 6400 palavras, radicais e emoticons (Pennebaker et al., 2015).

A tradução e adaptação do dicionário para o português brasileiro foi realizada em uma colaboração entre NILC, Checon Pesquisa e Unisinos no período de 2010 a 2012 e está disponível no site do projeto PortLex¹¹.

AIC

Também criada dentro do contexto do PorSimples (Maziero; Pardo; Aluísio, 2008), a ferramenta AIC (Análise Automática de Inteligibilidade de *Corpus*) traz 39 métricas, com o principal diferencial de utilizar o analisador sintático PALAVRAS (Bick, 2000b) para o cálculo delas. Elas estão organizadas em seis classes: estatísticas do texto, voz passiva, características das orações, densidade, personalização e marcadores discursivos (Cunha, 2015; Reis, 2017). A tela de saída pode ser vista na Figura 23.6.

23.4.3 Métricas Psicolinguísticas

As palavras possuem algumas propriedades subjetivas estudadas pela psicolinguística como: imageabilidade, concretude, familiaridade e idade de aquisição (Santos et al., 2017), detalhadas abaixo:

¹¹<http://nilc.icmc.usp.br/portlex/index.php/pt/projetos/liwc>



Figura 23.6: Exemplo da tela de saída da AIC, atualmente não disponível no site do NILC

Tabela 1 - Estatísticas

N. de caracteres: **5216**
N. médio de caracteres por palavra: **4.66965085049239**
N. de palavras: **1117**
N. médio de palavras por sentença: **16.9242424242424**
N. de sentenças: **66**
N. de palavras presentes no Dicionário da Biderman: **982 (87.9140555058192%)**

Tabela 2 - Voz Passiva

N. de sentenças na voz passiva: **4 (6.06060606060606%)**

Tabela 3 - Orações

N. de orações (cláusulas): **200 - Verbos (exceto auxiliares)**
N. de sentenças que iniciam com conjunções subordinadas: **0 (0%)**
N. de sentenças que iniciam com conjunções coordenadas: **2 (3.03030303030303%)**
Conjunções que iniciam as cláusulas coordenadas: Mas, E,
Sentenças com ...
0 cláusula(s): **2 (3.03030303030303%)**
1 cláusula(s): **11 (16.6666666666667%)**
2 cláusula(s): **16 (24.2424242424242%)**
3 cláusula(s): **15 (22.7272727272727%)**
4 cláusula(s): **9 (13.6363636363636%)**
5 cláusula(s): **9 (13.6363636363636%)**
6 cláusula(s): **1 (1.51515151515152%)**
7 cláusula(s): **1 (1.51515151515152%)**

Fonte: (Maziero; Pardo; Aluísio, 2008)



- **Imageabilidade:** Envolve a facilidade e rapidez de evocar uma imagem mental da palavra.
- **Concretude:** É o grau com que uma palavra se refere a objetos, pessoas, lugares ou coisas que podem ser percebidas pelos sentidos, em contraste com os conceitos abstratos.
- **Familiaridade:** É o grau com que pessoas conhecem e usam palavras no dia a dia.
- **Idade de Aquisição:** Estimativa da idade em que uma palavra foi aprendida, calculada via análise feita por adultos.

Essas propriedades têm um grande impacto na complexidade dos textos e sentenças, e trazem melhorias aos resultados de várias tarefas de PLN, como simplificação lexical e tarefas de classificação semântica quando utilizadas em conjunto com as demais métricas (Paetzold; Specia, 2016b).

Santos et al. (2017) anotaram automaticamente essas métricas em um banco¹² de 26.874 palavras do português brasileiro utilizando um método baseado em regressão e *Multi-View Learning*, com recursos fáceis de se obter em várias línguas.

23.4.4 NILC-Metrix

NILC-Metrix¹³ é um conjunto de 200 métricas desenvolvido no Centro Interinstitucional de Linguística Computacional — NILC¹⁴, do final de 2007 ao início de 2021 (Leal et al., 2023).

O principal objetivo dessas métricas é fornecer subsídios para avaliar a coesão, a coerência e a complexidade textual. O NILC-Metrix pode ajudar pesquisadores a investigar várias questões de pesquisa, por exemplo:

1. como as características do texto se correlacionam com a compreensão da leitura;
2. quais são as características mais desafiadoras de um determinado texto, ou seja, quais características tornam um texto ou corpus mais complexo;
3. quais textos possuem as características mais adequadas para desenvolver as habilidades dos alunos-alvo;
4. quais partes de um texto são desproporcionalmente complexas e devem ser simplificadas para atender a um determinado público.

Além de ser disponibilizado via interface web, o código fonte também foi disponibilizado sob licença AGPLv3¹⁵, facilitando a incorporação do código das métricas em aplicações. As métricas são agrupadas em 14 categorias, seguindo sua similaridade e fundamentação teórica. São elas:

¹²A base está disponível em: <http://143.107.183.175:21380/portlex/index.php/en/component/content/article/2-uncategorised/23-psycholinguistic>

¹³<http://fw.nilc.icmc.usp.br:23380/nilcmatrix>

¹⁴<http://www.nilc.icmc.usp.br/>

¹⁵<https://github.com/nilc-nlp/nilcmatrix>



1. Medidas Descritivas (10 métricas)
2. Simplicidade Textual (8 métricas)
3. Coesão Referencial (9 métricas)
4. Coesão Semântica via LSA (11 métricas)
5. Medidas Psicolinguísticas (24 métricas)
6. Diversidade Lexical (15 métricas)
7. Conectivos (12 métricas)
8. Léxico Temporal (12 métricas)
9. Complexidade Sintática (27 métricas)
10. Densidade de Padrões Sintáticos (4 métricas)
11. Informações Morfossintáticas de Palavras (11 métricas)
12. Informações Semânticas de Palavras (11 métricas)
13. Frequência de Palavras (10 métricas)
14. Índices de Leiturabilidade (5 métricas)

23.4.5 Rastreamento ocular

As métricas do rastreamento ocular trazem uma abordagem recente e diferente das métricas mostradas anteriormente. Sua contribuição é bastante relevante, uma vez que permitem uma aproximação da percepção mais realista da complexidade pelos leitores. Elas foram fundamentais no trabalho de avaliação da complexidade no nível sentencial para o português brasileiro (Leal et al., 2020).

Os movimentos dos olhos podem ser interpretados como uma janela para o processamento do cérebro, refletindo os tempos cognitivos envolvidos em determinada tarefa. Por exemplo, durante a leitura os movimentos dos olhos são controlados por uma complexa interação entre os fatores de baixo nível (por exemplo, o quanto o olho consegue ver e interpretar a cada fixação) e de alto nível (por exemplo, o processamento sintático) (Barrett; Agic; Sogaard, 2015).

Rayner (1998) divide a pesquisa sobre os movimentos dos olhos (ou rastreamento ocular) em três grandes eras. A primeira era vai desde as primeiras observações sobre os movimentos dos olhos durante a leitura em 1879 até os anos 1920. Algumas importantes descobertas foram feitas nessa era como, por exemplo, o fato de que não percebemos nenhuma informação durante o reposicionamento do olhar, denominado sacada ou *saccade*, em inglês.

A segunda era coincide com o movimento behaviorista na psicologia experimental, com os trabalhos com focos mais práticos — estudos dos movimentos dos olhos em si ou em aspectos superficiais da tarefa investigada — e menos concentrados na utilização dos movimentos para inferir o processamento cognitivo.



Figura 23.7: Rastreamento ocular de plataforma, com óculos simples, e com óculos especial de realidade virtual



Fonte: (Fove, 2018; Imotions, 2017)

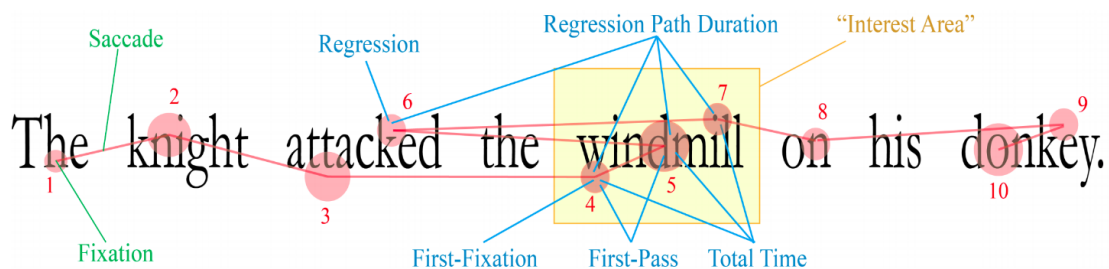
A terceira era começa em meados dos anos 1970, com melhorias nos sistemas de rastreamento que permitiram medidas mais acuradas e simples de obter (Figura 23.7). Nessa era, juntamente com os avanços das teorias de processamento da linguagem, os movimentos dos olhos começaram a ser utilizados para exame crítico dos processos cognitivos durante a leitura.

No português brasileiro, o rastreamento ocular já é utilizado há algum tempo na área da psicolinguística. Por exemplo, Maia; Lemle; França (2007) utilizaram para investigar o papel do processamento morfológico na identificação de palavras, Leitão; Ribeiro; Maia (2012) utilizaram na investigação do processamento anafórico e Teixeira; Fonseca; Soares (2014) para evidenciar o custo de resolução de pronomes nulos e plenos.

As características básicas dos movimentos dos olhos são:

- **Sacadas (*Saccades* em inglês):** Os contínuos movimentos oculares, o reposicionamento do olhar (durante uma sacada nenhuma informação é percebida).
- **Fixações (*Fixations* em inglês):** Os tempos de fixação em um ponto de atenção entre as sacadas.

Figura 23.8: Principais métricas de rastreamento ocular



Fonte: (Zelenina, 2015)

A partir dessas duas características é possível medir diversas outras informações relevantes para o processo de leitura e interpretação de textos. As principais métricas obtidas pelo



movimento dos olhos são exemplificadas na 8, com a simulação do caminho feito pelo olhar em dez fixações numeradas sequencialmente, e detalhadas a seguir:

- **First fixation duration:** Tempo da primeira fixação na palavra.
- **First pass fixation duration:** Quando uma palavra é longa, pode ser necessário um segundo ponto de fixação dentro da própria palavra. Essa métrica é a soma dos tempos das fixações na primeira passada pela palavra.
- **Total fixation duration:** Soma de todos os tempos de fixação na palavra.
- **Average fixation duration:** Tempo médio de fixação, quando se tem mais de um ponto por palavra ou média por sentença.
- **Regression:** Regressões no texto podem indicar necessidade de rever alguma informação para entendimento do ponto atual, por exemplo, para resolver uma correferência. É uma métrica muito importante para medir complexidade textual e sentencial.
- **Regression path duration:** Mede a extensão da regressão; quanto maior a regressão, maior o esforço despendido para a leitura, como resultado de um texto mais complexo.
- **Interest area:** Pontos de interesse, onde o leitor passou mais tempo fixando no texto. Calculado com a soma de todas as fixações.
- **Skipping rate:** Algumas palavras são naturalmente saltadas durante a leitura, como artigos e preposições. Não saltar essas palavras pode indicar um leitor com menor proficiência na leitura.
- **Number of fixations:** Quantidade de fixações na palavra; uma palavra simples só deve exigir uma única fixação.
- **Second pass fixation duration:** Tempo de fixação na segunda vez que o leitor retorna à palavra.
- **Spillover from previous word:** Nem sempre o processamento de uma palavra é completado antes que o olhar se mova para a próxima. Nesses casos ocorre o efeito de “transbordamento” do tempo para a palavra seguinte.

23.5 Recursos para Complexidade Textual e Sentencial no Português Brasileiro

Até onde foi possível verificar, existem poucos recursos disponíveis publicamente para as tarefas de complexidade no nível textual e sentencial para o português brasileiro. A seguir são apresentados resumos dos recursos e links para download, sempre que possível.



23.5.1 Recursos para Complexidade Textual

Nesta seção, consideramos os recursos com textos para a tarefa. O PorSimples traz textos simplificados em dois níveis, o RastrOS disponibiliza dados de rastreamento ocular em textos curtos e os *corpora* do projeto PorPopular são compilações representativas do português popular em jornais como o Diário Gaúcho¹⁶ e Massa¹⁷.

PorSimples

Corpus paralelo de textos originais e simplificados criado em 2009 no projeto PorSimples¹⁸ (Simplificação Textual do Português para Inclusão e Acessibilidade Digital) do NILC ((Caseli et al., 2009)).

Figura 23.9: Exemplo da tela do editor de anotação do PorSimples



Fonte: (Caseli et al., 2009)

Um editor¹⁹ foi desenvolvido para a tarefa de anotação, cuja tela principal pode ser vista na Figura 23.9. No lado esquerdo, fica o texto original e à direita, sua versão simplificada. Os textos jornalísticos foram simplificados em dois níveis por especialistas linguistas:

- **Natural:** textos para os quais o anotador escolheu livremente as operações de simplificação, inclusive podendo escolher não simplificar uma sentença.

¹⁶<https://diariogaucha.clicrbs.com.br/>

¹⁷<https://jornalmassa.com.br/>

¹⁸<http://www.nilc.icmc.usp.br/nilc/index.php/porsimples>

¹⁹Após mais de uma década, o editor continua disponível e funcionando, pode ser utilizado em: <http://fw.nilc.icmc.usp.br:23080/>



- **Forte:** Anotadores seguiram o manual de simplificação também desenvolvido no projeto.

A primeira fase do *corpus* foi criada a partir de 104 textos do jornal Zero Hora. Na segunda fase, foram adicionados 50 textos do Caderno de Ciência do jornal Folha de São Paulo²⁰, resultando em 154 trios alinhados, com o total de 462 textos e mais de 185 mil tokens.

Na Tabela 23.1 podem ser vistos os números de sentenças de cada nível, e para os tokens confira a Tabela 23.2. Uma característica importante do *corpus* PorSimples foi a anotação dos fenômenos linguísticos nas sentenças; uma extração deles pode ser vista para cada nível na Tabela 23.3. Com essa informação é possível verificar que alguns fenômenos adicionam mais complexidade que outros, por exemplo, as orações apositivas foram as que mais diminuíram em número durante o processo de simplificação, já as subordinadas contraintuitivamente aumentaram nos níveis mais simples.

Tabela 23.1: PorSimples - Estatísticas de Sentenças

	Total	Mínimo/Texto	Máximo/Texto	Média/Texto
Original	2.985	5	46	19
Natural	4.080	5	62	26
Forte	4.974	7	72	32

Tabela 23.2: PorSimples - Estatísticas de Tokens

	Total	Mínimo/Sentença	Máximo/Sentença	Média/Sentença
Original	61.026	2	71	21
Natural	61.754	2	60	15
Forte	63.030	2	47	13

Tabela 23.3: PorSimples - Fenômenos Linguísticos

	Coordenadas	Subordinadas	Relativas	Passivas	Apositivas
Original	1.443	805	897	319	306
Natural	1.352	899	759	257	105
Forte	1.210	876	527	167	73

Um ponto muito importante é que esse *corpus* possui alinhamento no nível sentencial. Esse alinhamento foi utilizado para gerar o *corpus* PorSimplesSent, detalhado mais adiante.

Corpus de Complexidade Textual para Estágios Escolares do Sistema Educacional Brasileiro

Gazzola; Leal; Aluisio (2019) compilaram um grande *corpus* com textos utilizados em diferentes etapas de ensino do Sistema Educacional Brasileiro. O *corpus* foi organizado

²⁰<https://www1.folha.uol.com.br/fsp/>



nas quatro etapas utilizadas na Plataforma MEC de Recursos Educacionais Digitais (MEC-RED)²¹ para classificação nos estágios escolares:

- Ensino Fundamental I (primeiro ao quinto ano);
- Ensino Fundamental II (sexto ao nono ano);
- Ensino Médio;
- Ensino Superior.

O *corpus* está publicamente disponível²² e inclui livros-texto, notícias da seção Para Seu Filho Ler (PSFL) do jornal Zero Hora (que apresenta algumas notícias sobre os mesmos tópicos do jornal, mas escritas para crianças de 8 a 11 anos de idade), Exames do SAEB, Livros Digitais do Wikilivros em Português e Exames do Enem dos anos 2015, 2016 e 2017.

Em números, o *corpus* disponibiliza 2.067 documentos (min = 300 palavras, max = 596 palavras, media = 448).

CorPop e PorPopular

O CorPop (*corpus* de referência do português popular escrito do Brasil) foi criado em 2018 por Pasqualini (2018) durante seu doutorado. Ele traz uma compilação bem avaliada de textos selecionados com base no nível de letramento médio dos leitores do país, das seguintes fontes:

1. Textos do jornalismo popular do Projeto PorPopular (jornal Diário Gaúcho) consumido maciçamente pelas classes C e D;
2. Textos e autores mais lidos pelos respondentes das últimas edições da pesquisa “Retratos da Leitura no Brasil”;
3. Coleção “É Só o Começo” (adaptação de clássicos da literatura brasileira para leitores com baixo letramento, realizada por linguistas);
4. Textos do jornal Boca de Rua²³, produzido por pessoas em situação de rua, com baixa escolaridade e baixo letramento;
5. Textos do Diário da Causa Operária²⁴, imprensa operária brasileira produzida também por pessoas dentro da faixa média de letramento do país.

O *corpus* possui 684 mil tokens. Está parcialmente disponível publicamente²⁵ (ferramentas e listas de palavras).

Além do CorPop, o projeto PorPopular²⁶ (Finatto, 2012) disponibiliza um *corpus* com amostras do jornal Diário Gaúcho e outro com amostras do jornal Massa.

²¹<https://plataformaintegrada.mec.gov.br/>

²²<http://www.nilc.icmc.usp.br/nilc/index.php/tools-and-resources> e https://github.com/gazzola/corpus_readability_nlp_portuguese

²³<https://jornalbocaderua.wordpress.com/>

²⁴<https://causaoperaria.org.br/>

²⁵<http://www.ufrgs.br/textecc/porlexbras/corpop/index.php>

²⁶<https://www.ufrgs.br/textecc/porlexbras/porpopular/>



MedSimples

A MedSimples²⁷ é uma ferramenta que auxilia na simplificação de textos sobre temas de saúde (Paraguassu et al., 2020). Inicialmente se baseou em terminologias e palavras potencialmente difíceis extraídas de um *corpus* sobre a doença de Parkinson, depois foram adicionados um *corpus* sobre oncologia e também a base do CorPop (Villar; Finatto, 2023).

Na ferramenta foi trabalhado o conceito de acessibilidade textual e terminológica, explorado no *e-book*²⁸ gratuito e publicamente disponível na internet (Finatto; Paraguassu, 2022).

RastrOS

RastrOS²⁹ é um *corpus* de 50 textos curtos com dados de rastreamento oculares de estudantes universitários durante a leitura silenciosa de parágrafos em português brasileiro. Ele foi criado para a evolução da tarefa de avaliação da complexidade sentencial (Leal et al., 2020, 2022; Vieira, 2020).

Além dos dados de rastreamento ocular de 37 participantes, ele também disponibiliza normas de previsibilidade semântica, obtidas por meio da aplicação de teste cloze com 393 participantes. O RastrOS pode ser obtido integralmente no repositório OSF (*Open Science Framework*)³⁰.

23.5.2 Recursos para Complexidade Sentencial

Apresentamos a seguir os recursos disponíveis em português brasileiro para as tarefas que envolvem o trabalho com a complexidade no nível das sentenças.

PorSimplesSENT

O PorSimplesSENT é o primeiro *corpus* para o português brasileiro voltado para as tarefas de complexidade no nível sentencial. Foi compilado por Leal; Duran; Aluísio (2018) a partir dos alinhamentos disponibilizados pelo *corpus* PorSimples.

O *corpus* está disponível publicamente³¹ com diversos agrupamentos, de acordo com as decisões de alinhamento das sentenças que sofreram operação de divisão. Os grupos mais importantes são:

- PSS1 - Todas as divisões: repete a sentença original para cada sentença resultante da divisão;
- PSS2 - Maior divisão: utiliza somente a maior sentença resultante da divisão no alinhamento;
- PSS3 - Somente sentenças que não sofreram operação de divisão.

²⁷<https://www.ufrgs.br/textecc/acessibilidade/page/cartilha/>

²⁸https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/35193/1/eClasse_Acessibilidade_Textual.pdf

²⁹<http://www.nilc.icmc.usp.br/nilc/index.php/rastrOS>

³⁰<https://osf.io/9jxg3/>

³¹<http://www.nilc.icmc.usp.br/nilc/index.php/tools-and-resources> e <https://github.com/sidleal/porsimplesent>



Como exemplo de aplicação, o agrupamento PSS2 foi utilizado por Leal et al. (2019) e Leal et al. (2020) na tarefa de avaliação da complexidade sentencial. As estatísticas do *corpus* estão listadas na Tabela 23.4.

Tabela 23.4: PorSimplesSENT - Estatísticas

Grupos	PSS1	PSS2	PSS3
Original-Natural	3.535	2.372	1.543
Natural-Forte	4.976	1.501	782
Original-Forte	2.105	1.095	275
TOTAL	10.616	4.968	2.600

23.6 Uso de Modelos de Linguagem para a Simplificação Textual

Não poderíamos encerrar esse capítulo sem mencionar como os grandes modelos de linguagem podem ser utilizados nas tarefas de avaliação e tratamento da complexidade.

Fizemos um pequeno experimento utilizando um dos textos do *corpus* PorSimples. Solicitamos ao Bard da Google³², ao Copilot da Microsoft³³ e ao ChatGPT 3.5 da OpenAI³⁴ para simplificar esse texto, e também para explicar as operações de simplificação que foram utilizadas.

Quadro 23.4: Exemplos de simplificação utilizando modelos de linguagem

Original	<p>O ano era 1978. As salas de cinema de todo o mundo exibiam uma produção do diretor Joe Dante em que um cardume de piranhas escapava de um laboratório militar e atacava participantes de um festival aquático. Quase 30 anos depois, banhistas assustados estão se afastando do principal balneário de Uruguaiana, na Fronteira Oeste. Mais de 20 pessoas foram mordidas por palometas (<i>Serrasalmus spilopleura</i>, espécie de piranha) que vivem nas águas da barragem Sanchuri, na margem da Br-472, a 40 quilômetros da cidade.</p> <p>- Os ataques se tornaram mais frequentes. Por isso, aconselhamos mais cautela- diz o subprefeito Nei Pinto. As mordidas em pés e canelas de banhistas não são novidade. O que chamou a atenção das autoridades foi o aumento no número de ataques em relação aos outros anos.</p>
Bard (Gemini)	<p>No passado, um filme de piranhas aterrorizou as pessoas. Hoje, banhistas de Uruguaiana estão com medo de serem mordidos por palometas. Elas vivem em uma barragem a 40 quilômetros da cidade. Os ataques estão acontecendo com mais frequência. Por isso, devemos ter cuidado - diz o subprefeito Nei Pinto.</p>

³²<https://bard.google.com/>

³³<https://www.microsoft.com/pt-br/microsoft-copilot>

³⁴<https://openai.com/blog/chatgpt>



ChatGPT (GPT3.5)	Em 1978, um filme sobre piranhas assustou as pessoas em todo o mundo. Agora, em Uruguaiana, muitas pessoas estão sendo mordidas por palometas, que são como piranhas. Essas palometas vivem em um lugar chamado barragem Sanchuri, perto da estrada BR-472. Os ataques estão acontecendo com mais frequência do que antes, então é importante ter cuidado ao nadar lá.
Copilot (GPT4)	Em um filme, peixes que mordem pessoas fogem de um lugar onde os cientistas faziam testes. Muitos anos depois, pessoas que nadavam em um rio foram mordidas por peixes parecidos com os do filme. Os peixes se chamam palometas e vivem em um rio perto de uma cidade. - As pessoas precisam tomar cuidado porque os peixes estão mordendo mais - fala o chefe da cidade. Os peixes já mordiam as pessoas antes, mas agora estão mordendo mais ainda.

Os resultados completos estão disponibilizados no github [llm-simplification-experiment](https://github.com/sidleal/llm-simplification-experiment)³⁵.

O *prompt* fornecido aos modelos foi: **“Simplifique o seguinte texto para que um aluno do quarto ano do ensino fundamental consiga compreender, após a simplificação, forneça passo a passo os detalhes das mudanças e motivos para fazer as adaptações no texto:”**, seguido do texto. O texto de teste precisou ser truncado no final do parágrafo anterior antes de completar 2000 caracteres, que é o limite do *prompt* nas interfaces testadas.

Além das simplificações e explicações dos modelos, deixamos também no github as duas simplificações feitas por humanos do PorSimples, para comparação. Reproduzimos no Quadro 23.4 os três primeiros parágrafos do texto original e a simplificação resultante para fins ilustrativos.

De forma geral todos os modelos testados tiveram resultados satisfatórios na tarefa de simplificação proposta, porém o Copilot optou por não situar o texto geograficamente e temporalmente (Em 1978/No passado), eliminando as entidades nomeadas da cidade onde aconteceu o incidente (Uruguaiana), por exemplo. Esta decisão deixou o resultado um pouco superficial.

O Bard e o ChatGPT fizeram duas simplificações diferentes, mas ambas com boa qualidade. De forma interessante optaram por manter entidades nomeadas diferentes, o Bard manteve o nome do subprefeito, enquanto o ChatGPT manteve o nome da barragem e da estrada.

Nas explicações das operações de simplificação utilizadas (que podem ser conferidas integralmente no link do github disponibilizado), o Bard explicou parágrafo por parágrafo, enquanto o ChatGPT focou nas operações utilizadas. Aqui cabe destacar que o Bard teve uma “alucinação” no momento da explicação e inventou uma operação que não aconteceu realmente.

Somente o ChatGPT explicou o termo palometas, usando uma exemplificação: “palometas, que são como piranhas”.

Com este pequeno experimento, fomos surpreendidos positivamente pelos resultados dos grandes modelos de linguagem na tarefa de simplificação textual. Porém também ficou claro que ainda é necessária uma revisão humana desses resultados, pelo menos por enquanto.

³⁵<https://github.com/sidleal/llm-simplification-experiment>



23.7 Considerações finais

Neste capítulo apresentamos uma visão geral sobre o tema complexidade textual, começando pelas tarefas relacionadas, passando pelas diversas métricas disponíveis para avaliação automática e finalizando com os recursos disponíveis atualmente para a avaliação das tarefas no português brasileiro.

Como os grandes modelos de linguagem impactaram em várias tarefas do PLN nos anos recentes, apresentamos também como eles podem ser utilizados para a tarefa de simplificação textual.

Esperamos que esse capítulo sobre a complexidade textual e suas tarefas relacionadas desperte a curiosidade de mais alunos e pesquisadores e contribua de forma positiva para o desenvolvimento da grande área de PLN. Esperamos também que no futuro sejam criadas ferramentas incríveis para adequação dos textos para os leitores, mantendo sempre o nível de desafio adequado para o entendimento e motivação.

Referências

- ALUISIO, S.; GASPERIN, C. **Fostering Digital Inclusion and Accessibility: The PorSimples project for Simplification of Portuguese Texts.** (T. Solorio, T. Pedersen, Eds.) Proceedings of the NAACL HLT 2010 Young Investigators Workshop on Computational Approaches to Languages of the Americas. **Anais...Los Angeles, California: Association for Computational Linguistics, jun. 2010.** Disponível em: <<https://aclanthology.org/W10-1607>>
- ARFÉ, B.; MASON, L.; FAJARDO, I. Simplifying informational text structure for struggling readers. **Read Writ (2018) Volume 31, Issue 9**, p. 2191–2210, 2018.
- BARRETT, M. J.; AGIC, Z.; SØGAARD, A. The Dundee Treebank. **Proceedings of the Fourteenth International Workshop on Treebanks and Linguistic Theories: TLT14**, p. 242–248, 2015.
- BICK, E. The Parsing System "Palavras": Automatic Grammatical Analysis of Portuguese in a Constraint Grammar Framework. **Aarhus University Press**, 2000.
- BOITO, M. Z. Simplificação lexical de substantivos e multiword expressions. **Salão de Iniciação Científica (26. : 2014 out. 20-24 : UFRGS, Porto Alegre, RS)**, 2014.
- BURSTEIN, J. **Opportunities for Natural Language Processing Research in Education.** (A. Gelbukh, Ed.) Computational Linguistics and Intelligent Text Processing. **Anais...Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg**, 2009.
- CANDIDO JUNIOR, A. **Análise bidirecional da língua na simplificação sintática em textos de português voltada à acessibilidade digital.** ICMC - USP São Carlos: Biblioteca Digital USP, 2013.
- CANDIDO-JUNIOR, A.; OLIVEIRA, M. DE; ALUÍSIO, S. M. Simplifica: um Sistema Web de Autoria de Textos Simplificados. **Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web (Webmedia 2009) v.2**, p. 55–58, 2009.
- CARROLL, J. et al. **Practical Simplification of English Newspaper Text to Assist Aphasic Readers.** In Proc. of AAAI-98 Workshop on Integrating Artificial Intelligence and Assistive Technology. **Anais...1998.**
- CASELI, H. DE M. et al. Building a Brazilian Portuguese parallel corpus of original and simplified texts. **Advances in Computational Linguistics, Research in Computer**



- Science (CICLing-2009), v. 41, p. 59–70, 2009.
- CHALL, J. S.; DALE, E. **Readability revisited: the new Dale-Chall readability formula**. [s.l.] Brookline Books, 1995.
- CHANDRASEKAR, R.; DORAN, C.; SRINIVAS, B. Motivations and methods for text simplification. **Proceedings of the 16th International Conference on Computational Linguistics (COLING)**, p. 1041–1044, 1996.
- COLEMAN, M.; LIAU, T. L. A computer readability formula designed for machine scoring. **Journal of Applied Psychology**, v. 60, p. 283–284, 1975.
- CSIKSZENTMIHALYI, M. **Flow: The Psychology of Optimal Experience**. [s.l.] Harper Perennial, 2008.
- CUNHA, A. L. V. DA. **Coh-Metrix-Dementia: análise automática de distúrbios de linguagem nas demências utilizando Processamento de Línguas Naturais**. ICMC - USP São Carlos: Biblioteca Digital USP, 2015.
- DELL'ORLETTA, F.; MONTEMAGNI, S.; VENTURI, G. Read-it: Assessing readability of italian texts with a view to text simplification. **Proceedings of the 2nd Workshop on Speech and Language Processing for Assistive Technologies**, p. 73–83, 2011.
- DUBAY, W. Robert Gunning's Fog Readability Formula. **Plain Language At Work Newsletter**, v. 8, 2014.
- DUBAY, W. H. **Smart Language: Readers, Readability, and the Grading of Text**. Costa Mesa, CA: Impact Information, 2007.
- FELLBAUM, C. WordNet: An Electronic Lexical Database. **MIT Press**, 1998.
- FINATTO, M. J. B. Projeto PorPopular, frequência de verbos em português e no jornal popular brasileiro. Em: UFMS/LABORATÓRIO DE EDIÇÃO DA FALE-UFMG, E. DA (Ed.). **As Ciências do Léxico: lexicologia, lexicografia, terminologia**. 1. ed. [s.l.] Aparecida Negri Isquerdo; Maria Cândida Trindade da Costa de Seabra, 2012. v. VI. p. 227–244.
- FINATTO, M. J. B.; PARAGUASSU, L. B. Acessibilidade textual e terminológica. 2022.
- FOVE. **Fove Eye Tracker**., 2018. Disponível em: <<https://www.getfove.com/>>
- GAZZOLA, M.; LEAL, S. E.; ALUISIO, S. M. **Predição da Complexidade Textual de Recursos Educacionais Abertos em Português**. Proceedings of the Brazilian Symposium in Information and Human Language Technology. **Anais...2019**.
- GRAESSER, A. C. et al. Coh-Metrix: Analysis of text on cohesion and language. **Behavior Research Methods, Instruments, n Computer - Springer**, p. 193–202, 2004.
- GRAESSER, A. C.; MCNAMARA, D. S.; KULIKOWICH, J. M. Coh-Metrix: Providing Multilevel Analyses of Text Characteristics. **Educational Researcher Vol. 40, N. 5**, p. 223–234, 2011.
- HARTMANN, N. S.; ALUÍSIO, S. M. Adaptação Lexical Automática em Textos Informativos do Português Brasileiro para o Ensino Fundamental. **Linguamática**, v. 12, n. 2, p. 3–27, dez. 2020.
- IMOTIONS. **Eye Tracking - The Complete Pocket Guide**. [s.l.] www.imotions.com, 2017.
- IPM. INAF Brasil 2018: Indicador de Alfabetismo Funcional - Resultados Preliminares. **Instituto Paulo Montenegro**, 2018.
- JONNALAGADDA, S.; GONZALEZ, G. Biosimplify: an open source sentence simplification engine to improve recall in automatic biomedical information extraction. **AMIA Annual Symposium Proceedings**, p. 351–356, 2010.



- KINCAID, J. P. et al. Derivation of new readability formulas (automated readability index, fog count, and flesch reading ease formula) for Navy enlisted personnel. **Research Branch Report**, p. 8–75, 1975.
- LEAL, S. E. et al. **Avaliação automática da complexidade de sentenças do português brasileiro para o domínio rural**. Symposium in Information and Human Language Technology - STIL. **Anais...SBC**, 2019.
- LEAL, S. E. et al. **Using Eye-tracking Data to Predict the Readability of Brazilian Portuguese Sentences in Single-task, Multi-task and Sequential Transfer Learning Approaches**. Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics. **Anais...Barcelona, Spain (Online): International Committee on Computational Linguistics**, dez. 2020. Disponível em: <<https://www.aclweb.org/anthology/2020.coling-main.512>>
- LEAL, S. E. **Predição da complexidade sentencial do português brasileiro escrito, usando métricas linguísticas, psicolinguísticas e de rastreamento ocular**. tese de doutorado—[s.l.] Universidade de São Paulo, 2021.
- LEAL, S. E. et al. RastrOS Project: Natural Language Processing contributions to the development of an eye-tracking corpus with predictability norms for Brazilian Portuguese. **Language Resources and Evaluation**, p. 1333–1372, 2022.
- LEAL, S. E. et al. NILC-Matrix: assessing the complexity of written and spoken language in Brazilian Portuguese. **Language Resources and Evaluation**, 2023.
- LEAL, S. E.; DURAN, M. S.; ALUISIO, S. M. **A Nontrivial Sentence Corpus for the Task of Sentence Readability Assessment in Portuguese**. Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics. **Anais...Association for Computational Linguistics**, ago. 2018.
- LEITÃO, M. M.; RIBEIRO, A. J. C.; MAIA, M. Penalidade do Nome Repetido e Rastreamento Ocular em Português Brasileiro. **Revista Linguística**, v. v8 n2, 2012.
- MAIA, M.; LEMLE, M.; FRANÇA, A. I. Efeito stroop e rastreamento ocular no processamento de palavras. **Ciências e Cognição 2007**, v. 12, p. 02–17, 2007.
- MARGARIDO, P. R. A. et al. **Automatic Summarization for Text Simplification: Evaluating Text Understanding by Poor Readers**. Companion Proceedings of the XIV Brazilian Symposium on Multimedia and the Web. **Anais...: WebMedia '08**. New York, NY, USA: ACM, 2008. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1809980.1810057>>
- MARTINS, T. B. F. et al. **Readability Formulas Applied to Textbooks in Brazilian Portuguese**. [s.l.] ICMSC-USP, 1996.
- MAX, A. **Writing for Language-Impaired Readers**. In: Gelbukh A. (eds) Computational Linguistics and Intelligent Text Processing. CICLing 2006. Lecture Notes in Computer Science, vol 3878. **Anais...Springer, Berlin, Heidelberg**, 2006.
- MAYER, R. E. Elaboration techniques that increase the meaningfulness of technical text: An experimental test of the learning strategy hypothesis. **Journal of Educational Psychology**, v. 72, n. 6, p. 770–784, 1980.
- MAZIERO, E. G.; PARDO, T. A. S.; ALUÍSIO, S. M. Ferramenta de Análise Automática de Inteligibilidade de Córpus (AIC). **NILC - ICMC-USP**, 2008.
- MCMAMARA, D. S. et al. **Coh-Matrix Common Core T.E.R.A. version 1.0.**, 2013. Disponível em: <<http://www.commoncoretera.com/>>
- MCMAMARA, D. S. et al. **Automated Evaluation of Text and Discourse with Coh-Matrix**. 1a. ed. [s.l.] Cambridge University Press, 2014.



- MILLER, G. A. WordNet: A Lexical Database for English. **Communications of the ACM**, v. Vol. 38, No. 11, p. 39–41, 1995.
- PAETZOLD, G. H.; SPECIA, L. **Unsupervised Lexical Simplification for Non-native Speakers**. Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. **Anais...**: AAAI'16. Phoenix, Arizona: AAAI Press, a2016. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=3016387.3016433>>
- PAETZOLD, G.; SPECIA, L. **Inferring Psycholinguistic Properties of Words**. NAACL HLT 2016, The 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, San Diego California, USA, June 12-17, 2016. **Anais...b2016**. Disponível em: <<http://aclweb.org/anthology/N/N16/N16-1050.pdf>>
- PAETZOLD, G.; SPECIA, L. **Understanding the Lexical Simplification Needs of Non-Native Speakers of English**. (Y. Matsumoto, R. Prasad, Eds.) Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers. **Anais...Osaka, Japan: The COLING 2016 Organizing Committee, dez. c2016**. Disponível em: <<https://aclanthology.org/C16-1069>>
- PAETZOLD, G.; SPECIA, L. **Lexical Simplification with Neural Ranking**. Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 2, Short Papers. **Anais...Valencia, Spain: Association for Computational Linguistics, abr. 2017**. Disponível em: <<http://www.aclweb.org/anthology/E17-2006>>
- PARAGUASSU, L. et al. **MedSimples: An Automated Simplification Tool for Promoting Health Literacy in Brazil**. DHandNLP@PROPOR. **Anais...2020**. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:218910691>>
- PASQUALINI, B. **Corpop : um corpus de referência do português popular escrito do Brasil**. UFRGS - Porto Alegre - RS: Instituto de Letras - UFRGS, 2018.
- PENNEBAKER, J. W. et al. The development and psychometric properties of LIWC2015. **The University of Texas at Austin**, 2015.
- RAYNER, K. Eye Movements in Reading and Information Processing: 20 Years of Research. **Psychological Bulletin - APA, vol. 124 n. 3**, p. 372–422, 1998.
- REIS, G. B. Predição da Complexidade Textual de Notícias Jornalísticas usando uma Plataforma Crowdsourcing. **Monografia Conclusão Curso - USP**, 2017.
- SANTOS, L. B. DOS et al. A Lightweight Regression Method to Infer Psycholinguistic Properties for Brazilian Portuguese. **International Conference on Text, Speech, and Dialogue**, p. 281–289, 2017.
- SCARTON, C. et al. Simplifica: a tool for authoring simplified texts in Brazilian Portuguese guided by readability assessments. **Proceedings of the 2010 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics - Human Language Technologies**, p. 41–44, 2010.
- SCARTON, C.; ALUÍSIO, S. Análise da Inteligibilidade de textos via ferramentas de Processamento de Língua Natural: adaptando as métricas do Coh-Metrix para o Português. **Linguamática**, p. 45–62, 2010.
- SCARTON, C.; SPECIA, L. Learning Simplifications for Specific Target Audiences. **Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Short Papers)**, p. 712–718, 2018.
- SHARDLOW, M. A Survey of Automated Text Simplification. **International Journal**



- of **Advanced Computer Science and Applications(IJACSA)**, **Special Issue on Natural Language Processing 2014**, v. 4, n. 1, 2014.
- SIDDHARTHAN, A. Syntactic Simplification and Text Cohesion. **Research on Language and Computation - Springer**, 2006.
- SJÖHOLM, J. **Probability as readability: A new machine learning approach to readability assessment for written Swedish**. [s.l.] LiU Electronic Press, 2012.
- SOARES, M. O que é letramento? **Presença Pedagógica Volume 2, n. 10**, p. 15–25, 1996.
- TEIXEIRA, E. N.; FONSECA, M. C. M.; SOARES, M. E. Resolução do pronome nulo em Português Brasileiro: Evidência de movimentação ocular. **VEREDAS: Sintaxe das Línguas Brasileiras**, v. 18, 2014.
- THOMAS, C. et al. Automatic Detection and Rating of Dementia of Alzheimer Type through Lexical Analysis of Spontaneous Speech. **Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation**, p. 1569–1574, 2005.
- VAJJALA, S.; MEURERS, D. Readability-based Sentence Ranking for Evaluating Text Simplification. **CoRR**, v. abs/1603.06009, 2016.
- VIEIRA, J. M. M. **The Brazilian Portuguese eye tracking corpus with a predictability study focusing on lexical and partial prediction**. mathesis—Universidade Federal do Ceará, Biblioteca Universitária: Federal University of Ceará (UFC), 2020.
- VILLAR, G. S.; FINATTO, M. J. B. Acessibilidade textual e terminológica: novos glossários sobre oncologia para a ferramenta MedSimples. **Mandinga-Revista de Estudos Linguísticos (ISSN: 2526-3455)**, v. 7, n. 2, p. 23–42, 2023.
- WATANABE, W. M. et al. **Facilita: helping the reading of texts available on the web**. XV Brazilian Symposium on Multimedia and the Web, WebMedia '09, Fortaleza, Ceará, Brazil, October 5-7, 2009. **Anais...a2009**. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1858477.1858516>>
- WATANABE, W. M. et al. **Facilita: reading assistance for low-literacy readers**. Proceedings of the 27th Annual International Conference on Design of Communication, SIGDOC 2009, Bloomington, Indiana, USA, October 5-7, 2009. **Anais...b2009**. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1621995.1622002>>
- XU, W.; CALLISON-BURCH, C.; NAPOLES, C. Problems in Current Text Simplification Research: New Data Can Help. **Transactions of the Association for Computational Linguistics**, v. 3, p. 283–297, 2015.
- ZELENINA, M. **Eye Tracking for NLP**. SlideShare, 2015. Disponível em: <<https://www.slideshare.net/mariezelenina/presentation-2-47610828>>

