

Capítulo 12

Resolução de Correferência

Evandro Fonseca
Aline Aver Vanin
Renata Vieira

12.1 Introdução

No processo de construção de sentidos na língua em uso, interlocutores negociam o universo de discurso de que falam, escolhendo referir-se a algum, ou a alguns, indivíduo(s) cuja identidade estabelecem e da qual garantem a existência (Neves, 2013). Esses referentes, concretizados no texto por **expressões referenciais**, vão atravessá-lo por inteiro, garantindo unidade temática – isto é, a coerência que constitui um texto (Vieira; Faraco, 2019). Fazer referência a algo ou a alguém no mundo é uma ação intrinsecamente ligada à interação, em que se constituem os objetos de discurso, isto é, entidades que constituem termos das predicações, entidades oriundas de uma construção mental, e não de um mundo real (Neves, 2013).

A construção de referentes se dá por cadeias de texto, redes referenciais construídas pelos objetos de discurso que constituem as marcas da textualidade. Uma cadeia de referência, ou cadeia referencial, corresponde à noção de cadeia anafórica, e cadeia coesiva (Roncarati, 2010). Os elos coesivos em um texto são mecanismos semânticos e léxico-gramaticais essenciais para a tessitura textual. Os referentes se ligam por meio de relações de sentido que formam a base para retomadas em um texto (Roncarati, 2010). Nesse sentido, as cadeias coesivas ligam referentes à(s) sua(s) expressão(ões) referencial(is), em que os fios que tecem o texto são articulados por meio de procedimentos e recursos - o que chamamos de **coesão textual** (Vieira; Faraco, 2019). Trata-se de elementos cujos mecanismos gramaticais coesivos estão em consonância, sejam eles por reiteração (ou retomada), por associação (ou ligações de sentidos entre as palavras presentes), ou por conexão entre as orações (por conectores) (Antunes, 2007), os quais garantem que o texto seja coerente em sua extensão. Então, se em um dado texto temos uma dada entidade, como “Maria”, nome próprio, é de se esperar que os seus referentes sejam detectados por relações léxico-semânticas do texto, como, por exemplo: por pronome, “ela”, ou por sintagma nominal, “a professora”, “a ativista”, “a mulher” etc.

12.2 Resolução de Correferência

A Resolução de Correferência a partir de textos é uma tarefa útil e também um dos principais desafios da área de Processamento da Linguagem Natural (PLN). Isso porque essa tarefa depende de diversos níveis de processamento, como análise sintática, morfológica, extração de sintagmas nominais, entre outros. Na literatura, encontramos diversas iniciativas para a



língua portuguesa que abordam esse problema, geralmente separados entre a resolução de anáfora (Basso, 2009; Bick, 2010; Ferradeira, 1993; Rocha, 2000; Vieira et al., 2005) e o estudo da correferência nominal (Fonseca, 2014; Fonseca; Vieira; Vanin, 2016a; Fonseca; Vieira; Vanin, 2014; Freitas et al., 2009). Resolução de Correferência consiste em identificar as diferentes formas que uma mesma menção pode assumir em um discurso. Em outras palavras, esse processo consiste em identificar determinados termos e expressões que remetem a uma mesma referência. Na sentença apresentada no Exemplo 12.1 podemos dizer que [o único país de a União Europeia a não permitir patenteamento de genes] é uma correferência de [A França], da mesma forma que [A UE] é uma correferência de [a União Europeia]. Agrupando esses termos formamos grupos de menções referenciais, mais conhecidos como cadeias de correferência.



<https://brasileiraspln.com/livro-pln/1a-edicao/>



Exemplo 12.1.

A França resiste como o único país da União Europeia a não permitir patenteamento de genes. A UE ...

Na presente seção, veremos as definições de conceitos fortemente relacionados à tarefa de Resolução de Correferências, tais como os de referentes, entidades nomeadas, sintagmas nominais, entre outras definições.

12.2.1 Referentes

Referentes, ou menções, podem ser definidos como termos os quais usamos para nos referirmos a determinada entidade em um discurso. Em um texto, essas referências podem aparecer como uma entidade nomeada específica ou como parte constituinte de um sintagma nominal.

12.2.1.1 Entidades Nomeadas

Entidades nomeadas, a grosso modo, são elementos que podem ser referenciados por meio de nomes próprios (Jurafsky; Martin, 2023). Esses nomes próprios podem configurar-se em classes específicas, tais como: Pessoa (nomes de pessoas), Organização (nomes de empresas), Local (nomes de lugares), entre outras. Por meio dos exemplos abaixo, podemos identificar diversas entidades nomeadas (ENs), como Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (a), Apple (b), nomes de bandas musicais (c).

- a) O Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), empresa pública federal, é hoje o principal instrumento de financiamento de longo prazo ...
- b) A Apple informou que vendeu 5 milhões de iPhone 5 só em um fim de semana ...
- c) Várias bandas de black metal tiveram influências do punk, tais como Venom, Celtic Frost, Bathory, Sarcófago, Darkthrone, Impaled, Nazarene, Mayhem, Hellhammer, Behemoth, entre outras ...

12.2.1.2 Sintagmas Nominais

São unidades formadas por uma ou mais palavras que, juntas, desempenham uma função sintática específica na frase (Capítulo 6). A natureza de um sintagma depende diretamente do elemento que constitui seu núcleo. Neste capítulo, damos foco a menções expressas por sintagmas nominais. Dito isso, temos então os sintagmas nominais, cujos núcleos podem configurar-se em nome comum, nome próprio ou um pronome. Os pronomes podem apresentar-se, basicamente, nas formas de pronome pessoal, demonstrativo, indefinido, possessivo ou relativo. Um sintagma nominal geralmente é composto por um determinante (artigo, pronome demonstrativo, pronome indefinido e numeral cardinal) seguido de um substantivo. Por exemplo, na sentença do Exemplo 12.2 “**O especialista**” é um sintagma nominal, e o artigo “**O**” é seu determinante. Por meio do determinante de um sintagma é possível extrair informações valiosas. Isto é, a palavra “especialista”, por si só, pode assumir diferentes papéis. Contudo, “**O especialista**” qualifica uma pessoa do sexo masculino, além de informar quem é o especialista (apenas um, não dois ou mais). Notemos que o determinante carrega informações úteis para o processamento linguístico.

Exemplo 12.2.



O especialista não respondeu todas as perguntas.

Contudo, sintagmas nominais podem configurar-se em apenas substantivos como no Exemplo 12.3 onde temos dois sintagmas nominais sem determinante explícito: “Rio de Janeiro” e “cidade maravilhosa”. Respectivamente, um nome próprio e um substantivo comum seguido de seu adjunto adnominal. Algumas vezes, esse adjunto pode ser predicativo.

Exemplo 12.3.

Rio de Janeiro, cidade maravilhosa

Para entendermos a diferença entre adjunto adnominal e predicativo, basta observarmos que ora um termo pode exercer a função de adjunto, ora de predicativo. Ou seja, enquanto o adjunto adnominal representa o termo acessório da oração, o predicativo se revela como um termo essencial, de modo a deixá-la compreensível, dotada de sentido. Em d), “referência em saúde e segurança” representa parte essencial à constituição do enunciado, pois sem a presença desses termos o entendimento estaria comprometido. Assim, consideramos que se trata de um predicativo, visto que atribui uma característica ao sujeito, cujo núcleo é representado por “cidade”.

d) A cidade que é referência em saúde e segurança.

Em e) constatamos que o termo “limpa” pode perfeitamente ser retirado do contexto oracional sem que isso cause nenhum dano ao perfeito entendimento do discurso. Logo, trata-se de um termo acessório da oração ou adjunto adnominal.

e) A cidade limpa que é referência em saúde e segurança.

12.2.1.3 Tipos de Referentes

Existem três tipos de referentes: referentes específicos, referentes não-específicos e referentes abstratos.

Referentes específicos: Quando a menção de uma entidade, basicamente, identifica-a por meio de um nome comum ou próprio.

- f) Microsoft informou que irá resolver o bug que reinicia o Windows Phone em dezembro.
- g) Luiz Inácio Lula da Silva sancionou nesta quarta-feira, 29, a lei que regulamenta as atividades de moto-taxista e motoboy de todo país...
- h) Roger Waters faz seu segundo show em São Paulo.

Em (f) temos um referente específico, isto é, a menção da entidade refere-se diretamente a algo específico, à empresa Microsoft. O referente específico, nesse caso, ainda pode ser classificado como uma entidade do tipo Organização. Existem outros tipos de referentes específicos, como Pessoa (g), Local (h), entre outros. Notemos que em (h) temos dois tipos de referentes específicos, “Roger Waters” e “São Paulo”, respectivamente entidades do tipo Pessoa e Local.

Referentes não-específicos: Quando as menções referem-se a uma entidade de forma não específica (autoridades, funcionários, policiais...), como mostram os exemplos “i”, “j” e “k”.



- i) Policiais invadiram a casa, porém os bandidos já haviam fugido....
- j) Funcionários estão descontentes. Eles afirmam ainda não terem recebido o seu décimo terceiro salário.
- k) Autoridades disseram que estão cansados de fazer as mesmas declarações.

Referentes abstratos: como o próprio nome sugere, são entidades abstratas, “não físicas”.

Tratam de estados e qualidades, sentimentos e ações, como: medo, viagem, coragem, felicidade, esforço... Exemplos “I” e “m”.

- l) O medo é algo que deve ser superado. Para isso, concentre-se em seus objetivos.
- m) A viagem foi ótima, porém o tempo podia estar melhor.

12.2.2 Relações Semânticas Referenciais

Nesta subseção temos como foco tornar claro os tipos de relações semânticas que podem indicar uma relação de correferência.

12.2.2.1 Hiperonímia e Hiponímia

Hiperonímia é uma relação semântica que expressa um sentido amplo entre dois termos, partindo de uma classe mais ampla para uma subclasse mais específica, por exemplo: (inseto abelha). Neste caso, o termo “inseto” é um hiperônimo de “abelha”. Já Hiponímia representa uma relação contrária, ou seja, parte de uma classe mais específica para uma classe mais abrangente. Para o exemplo previamente dado temos que “abelha” é um hipônimo de “inseto”. Os hiperônimos e hipônimos são importantes no campo semântico, pois são muito usados na retomada de elementos em um texto, a fim de evitar repetições desnecessárias. No que diz respeito à identificação de menções referenciais em um discurso, na língua portuguesa é comum partirmos de termos específicos para termos mais abrangentes. Dessa forma, a relação de Hiponímia geralmente ocorre com maior frequência.

- n) João e Maria estão muito felizes com o seu cão. O animal é fiel e companheiro.
- o) Nada disso vai fazê-los mudar de carro. O pequeno veículo parece suprir todas as necessidades deles.

12.2.2.2 Sinonímia

Trata-se de uma relação entre dois termos, em que estes, mesmo sendo distintos lexicalmente, possuem significados muito próximos, por exemplo: (menino garoto). É importante referir que muitas vezes os sinônimos podem ter conotações diferentes, dependendo do contexto, como: (gato bichano) e (gato atraente). Em um texto, a utilização de sinônimos de uma palavra é importante para evitar repetições. Assim, um sinônimo é uma palavra que, apesar de ser diferente, tem o mesmo significado (ou semelhante) e, por isso, a sua inclusão não altera o sentido do texto em questão.

- p) Esse carro é maravilhoso. Também, estamos falando de um automóvel de 100 mil reais.
- q) Ana comprou um gato. O bichano adora dormir no sofá.



12.2.3 Correferência, Anáfora e Catáfora

Para o entendimento sobre o que é correferência, é relevante também definirmos anáfora, já que seus conceitos estão relacionados. Anáfora pode ser definida como a retomada de uma expressão apresentada anteriormente em um texto. Quando uma entidade é mencionada pela primeira vez textualmente, temos a evocação da entidade. Durante a leitura da sequência do texto, quando essa entidade é novamente mencionada, temos a realização do acesso a essa entidade. A expressão que faz o acesso é dita como anafórica, e a expressão anterior é dita como seu antecedente (Vieira; Gonçalves; Souza, 2012). Há casos de anáfora em que o termo anafórico e o antecedente são correferentes, isto é, remetem a uma mesma entidade (como os Exemplos “r” e “s” ilustram), mas há também casos de anáfora sem correferência, como podemos ver em “t”.

- r) A Ana comprou um cão. O animal já conhece todos os cantos da casa. Nesse exemplo, o termo anafórico é o grupo nominal “o animal”, que retoma o valor referencial do antecedente, “o cão”. É a relação entre “cão” e “animal” que suporta a correferência.
- s) Maria está com febre. Acho que ela está doente. Notemos que a interpretação referencial do sintagma nominal “ela” depende da sua relação anafórica com o sintagma nominal “Maria”.
- t) João faz 18 anos no dia 2 de Julho de 2001. No dia seguinte, parte para uma grande viagem pela Europa. Já nesse caso, o valor referencial da expressão sublinhada constrói-se a partir da interpretação do antecedente, a expressão adverbial temporal “no dia 2 de Julho de 2001”. Assim, “No dia seguinte” designa o dia 3 de Julho de 2001.

Catáfora: semelhante à anáfora mas em ordem oposta, uma relação catafórica ocorre quando um termo se refere a outro que vem à frente e lhe dá, a partir deste, o seu sentido. Conforme podemos ver no exemplo “u”:

- u) A mãe olhou-o e disse: - Meu filho, estás com um olhar cansado.

Correferência: é um fenômeno que ocorre quando duas ou mais menções em um discurso referem-se a uma mesma entidade. O conjunto de menções a uma mesma entidade no texto é denominado de cadeia de correferência.

- v) O João está doente. Vi-o na semana passada. Neste caso, o pronome “o” é uma anáfora de “João”, pois, para ser compreendido, necessita resgatar a frase anterior para que seu significado seja construído.

Temos também o tipo aposto, que ocorre quando o termo da oração se relaciona a uma entidade para esclarecer-la ou explicá-la, como em “w” e “x”.

- w) Cubatão, a cidade mais poluída do Brasil, localiza-se na Baixada Santista.

- x) Maria comprou várias frutas: mamão, melancia, abacate e uva. Normalmente, o aposto aparece isolado por sinais de pontuação, sendo mais comum aparecer entre vírgulas ou então introduzido por dois pontos. Nos exemplos acima podemos notar que “cidade” é correferente de “Cubatão”, e “mamão, melancia, abacate e uva” são correferentes de “frutas”.



y) (extraído do *corpus Summ-it* (Collovini et al., 2007)) “A discussão sobre a biotecnologia nacional está enviesada, pois está sendo entendida como sinônimo de transgenia. A opinião é de Miguel Guerra, da UFSC (Universidade Federal de Santa Catarina). Guerra participou do debate”Biotecnologia para uma Agricultura Sustentável... Para o agrônomo, o Brasil deve buscar o desenvolvimento de transgenias que tentem melhorar as condições da agricultura local...”

No exemplo “y”, as expressões “Guerra” e “o agrônomo” fazem referência à entidade “Miguel Guerra”, já mencionada anteriormente no texto. Para não repetir a mesma expressão, faz-se uso de outra diferente, mas que retoma a mesma entidade mencionada previamente. Esse é um método muito utilizado no processo de escrita para não deixar o texto repetitivo, e está diretamente relacionado a coesão referencial e sequencial. Notemos que a coesão referencial é responsável por criar um sistema de relações entre as menções dentro de um texto, permitindo que o leitor identifique termos e expressões que remetem a uma mesma entidade. Junto a isso temos também a coesão sequencial, responsável por criar condições que auxiliam na progressão textual. De forma geral, as flexões de tempo, as de modo dos verbos e as conjunções são mecanismos responsáveis pela coesão sequencial e auxiliam na coesão referencial.

Esses fatores inferem diretamente nas dificuldades existentes na tarefa de resolução de correferência, dado que estão relacionados diretamente a questões linguísticas e a habilidades cognitivas humanas complexas, de difícil reprodução por sistemas computacionais. Em poucas palavras, o desafio é: como inferir computacionalmente que a palavra “agronomo”, que está sendo citada dois parágrafos abaixo da expressão “o agrônomo Miguel Guerra”, está se referindo a esta entidade e não a uma outra?

Portanto, o conjunto dessas expressões referenciais relativas a uma mesma entidade de mundo denomina-se **cadeia de correferência**. Esse conjunto é responsável pela construção coesa de um texto e por isso sua importância, já que a coesão é responsável pela compreensão textual. No exemplo “y”, podemos afirmar que “Miguel Guerra” é o antecedente e “Guerra” é a anáfora. Dessa forma, expressões correferentes fazem referência à mesma entidade, enquanto expressões anafóricas e catáforas podem retomar uma referência ou ativar um novo referente. Anáfora e catáfora pressupõem um par ordenado, enquanto que a correferência remete à ideia de conjunto (Poesio; Stuckardt; Versley, 2016).

12.2.4 Referências Endofóricas e Exofóricas

Quando lidamos com relações referenciais é importante deixarmos claro que estas podem configurar-se em dois tipos: endofóricas e exofóricas. Referências endofóricas são aquelas que antecedem ou sucedem informação dentro de um texto. Essas comumente ocorrem na forma de anáforas ou catáforas, conforme visto nos exemplos anteriores. Já relações exofóricas referem-se a relações que ocorrem fora de um dado texto e necessitam de um prévio conhecimento de mundo, local ou momento para serem identificadas, como em:

z) O Bruxo do Cosme Velho foi homenageado em nossa cidade.

Notemos que no exemplo “z” não existem referências para os termos “Bruxo do Cosme Velho” e “nossa cidade”. É necessário recorrermos ao conhecimento de mundo para inferirmos que “Bruxo do Cosme Velho” refere-se a Machado de Assis. Da mesma forma, a referência do termo “nossa cidade” não está no texto, mas pode estar na memória do leitor ou na memória do escritor.



12.2.5 Correferência, coerência e coesão

Quando lidamos com a resolução de correferência, existem características que geralmente ficam implícitas em textos bem escritos e estruturados, mas que merecem atenção, dado que influenciam diretamente na obtenção de bons resultados. Dentro desse contexto, temos a coerência e a coesão textual. De acordo com Koch; Travaglia (2012) a coerência textual é algo que tem a ver com a boa formação do texto, não em um sentido gramatical, mas sim em nível de interlocução. A coerência é algo que se estabelece na interação, na interlocução ou em uma situação comunicativa entre duas pessoas. Em poucas palavras, a coerência é o que faz com que o texto tenha sentido, devendo ser vista como um princípio de interpretabilidade do texto e também com a capacidade que o leitor possui para calcular seu significado. A coerência é vista também como uma continuidade de sentidos perceptíveis no texto, a qual resulta em uma conexão conceitual cognitiva entre os elementos do texto. Como podemos perceber, a coerência é, ao mesmo tempo, semântica e pragmática aplicadas, pois a forma como construímos nossas ideias pode variar, de acordo com nosso conhecimento de mundo.

Paralelamente ao conceito de coerência temos a coesão. Ao contrário da coerência, a coesão é explicitamente revelada por meio de marcas linguísticas, sendo de caráter linear, dado que manifesta-se na organização sequencial de um texto. Em poucas palavras, a coesão está muito mais ligada à sintaxe e à gramática. Notemos que esses conceitos são muito importantes para a tarefa de Resolução de Correferência, dado que a correferência de um termo e seu antecedente é guiada por essa construção de ideias.

12.3 Abordagens Computacionais para Resolução de Correferência

Na literatura, encontramos uma grande variedade de abordagens que propõem resolver correferência em diversos idiomas, como: inglês, chinês, árabe, espanhol, galego, português, entre outros (Chang et al., 2012; Coreixas, 2010; Fernandes; Santos; Milidiú, 2014; Fonseca, 2014; Fonseca; Vieira; Vanin, 2015; Fonseca; Vieira; Vanin, 2014; Lee et al., 2017; Martschat; Strube, 2015; Ng; Cardie, 2002; Rahman; Ng, 2011a; Soon; Ng; Lim, 2001; Yang et al., 2008). Essas abordagens, em sua maioria, são voltadas para a língua Inglesa e baseadas em aprendizado de máquina. Contudo, é possível encontrarmos alguns modelos baseados em regras linguísticas (Garcia; Gamallo, 2014; Hou; Markert; Strube, 2014; Lee et al., 2013). Veremos que, diferente dos modelos baseados em regras, o aprendizado de máquina pode se ramificar em diferentes propostas, como *Mention-Pair*, *Entity-Mention*, *Mention-Ranking* e *Antecedent-Trees*.

12.3.1 Modelos Baseados em Regras

Modelos baseados em regras consistem em uma série de passos que definem se duas menções são correferentes entre si. Abordagens baseadas em regras requerem um conhecimento prévio mais aprofundado referente ao idioma e ao domínio a serem tratados. Por exemplo, ao lidarmos com aprendizado de máquina, durante a implementação e seleção de *features*, caso sejam selecionadas *features* irrelevantes, a maioria dos algoritmos de treino consegue detectar e desconsiderar tal característica. Já em abordagens voltadas a regras, não temos essa flexibilidade. Cada regra deve ser elaborada cuidadosamente, pois não temos um modelo estatístico como apoio. Outra característica forte desses modelos é a forma como as menções são agrupadas. Ou seja, em abordagens baseadas em regras não existe etapa



de treinamento: definidas as regras, uma menção m_j é comparada com todas as menções que a antecedem e, caso alguma das regras seja satisfeita, essas menções são agrupadas. Esse tipo de método é o mais utilizado pelos modelos de regras atuais (Garcia; Gamallo, 2014; Lee et al., 2013).

Um dos principais modelos de regras contido na literatura foi proposto por Lee et al. (2011). Denominado Stanford Multi-Pass Sieve, é um sistema para a resolução de correferência puramente baseado em regras linguísticas. Seu modelo possui dez *Sieves/filtros*, cujo objetivo é agrupar menções correferentes, caso cada regra ou conjunto de regras sejam satisfeitos. O modelo de Lee et al. foi proposto para o inglês, durante a CoNLL¹ (*Conference on Natural Language Learning*), ficando em primeiro colocado no ranking de melhores modelos. Os modelos foram avaliados por meio do *corpus* Ontonotes (Pradhan et al., 2011), em conjunto do CoNLL Scorer (Pradhan et al., 2014). Alguns anos após surgiram outras abordagens semelhantes com o mesmo propósito, como o trabalho de Garcia; Gamallo (2014), voltado ao português, ao espanhol e ao galego. Embora abordagens baseadas em regras possam ser de custoso planejamento, dado que cada idioma possui suas características, estas podem provar-se eficazes e competitivas, principalmente quando há carência por *corpora* anotados.

12.3.2 Modelos Baseados em Aprendizado de Máquina

12.3.2.1 Mention Pair

A primeira delas, e a mais popular, provavelmente por sua simplicidade, é a abordagem baseada em pares de menções. Basicamente, modelos que lidam com essa abordagem optam por efetuar seu treino por meio de pares de menções, de forma a determinar se duas menções são correferentes ou não. Os modelos baseados em pares de menções têm influenciado significativamente os trabalhos que propõem a resolução de correferência utilizando técnicas de aprendizado de máquina nos últimos dezesseis anos (Soon; Ng; Lim, 2001). Modelos baseados em pares de menções visam responder se devem ou não classificar como correferente uma menção m_j com um candidato antecedente m_i . Inicialmente, para treinar um modelo baseado em pares, é necessário extrair características/features que possibilitem obter alguma informação proveniente da comparação entre m_i e m_j . No Quadro 12.1, podemos observar as features mais utilizadas pela literatura.



¹<http://conll.cemantix.org/2011/>



Quadro 12.1. Features mais comuns na literatura.

Feature	Descrição
Casamento de Padrões	Se m_i e m_j são lexicalmente iguais.
Casamento de Núcleos	Se m_i e m_j possuem o mesmo núcleo.
Alias	Se m_j é sigla de m_i ou vice-versa.
I_Pronome	Se m_i é um pronome.
J_Pronome	Se m_j é um pronome.
Número	Se m_i e m_j concordam em número (singular/plural).
Gênero	Se m_i e m_j concordam em gênero (masculino/feminino).
Nome Próprio	Se m_i e m_j são nomes próprios.
Aposto	Se m_j é aposto de m_i
Distância entre Sentenças	Distância em sentenças entre m_j e m_i .
Distância entre Sintagmas	Distância em menções à entre m_j e m_i .
Classe Semântica	Se m_i e m_j possuem mesma classe semântica.
Hiponímia	Se m_i e m_j possuem uma relação de hiponímia.
Hiperonímia	Se m_i e m_j possuem uma relação de hiperonímia.
Sinonímia	Se m_i e m_j possuem uma relação de sinonímia.

Um dos grandes desafios ao utilizar uma abordagem baseada em pares de menções se dá no desbalanceamento entre as classes positiva (pares correferentes) e negativa (pares não correferentes). Ou seja, todo modelo requer, além de amostras positivas, amostras de pares negativos. Dada essa premissa, é necessário realizar a construção de pares. Nessa etapa, ao cruzarmos essas menções, consequentemente teremos muito mais amostras negativas do que positivas. Objetivando minimizar esse desbalanceamento entre as classes, alguns trabalhos propõem diferentes técnicas para geração de pares.

Soon; Ng; Lim (2001) realizam um pareamento distinto para cada uma das classes: para os pares positivos, dado o conjunto de menções $C=\{m_i, m_j, m_k, m_l\}$ (todas correferentes entre si), apenas as menções imediatamente adjacentes formam pares (Quadro 12.2): $P_p=\{(m_i, m_j), (m_j, m_k), (m_k, m_l)\}$. Para gerar os pares negativos, considere o conjunto de menções $M=\{m_m, m_n, m_o, m_p, m_q\}$ em que apenas as menções m_m e m_q são correferentes. Dentro desse contexto, a última menção deste conjunto, m_q , faz par com todas as anteriores, exceto com m_m : $P_n=\{(m_q, m_p), (m_q, m_o) e (m_q, m_n)\}$ (Quadro 12.3).

Notemos que no Quadro 12.2, o conjunto de menções considerado é uma cadeia de correferência. Já no Quadro 12.3, o conjunto de menções não consiste em uma cadeia. Apenas as menções m_m e m_q são correferentes. Logo, não formam par.

Quadro 12.2. Geração de pares positivos proposta por (Soon; Ng; Lim, 2001).

Pareamento de amostras Positivas	
Conjunto de menções	m_i, m_j, m_k, m_l
Pares	m_i, m_j m_j, m_k m_k, m_l

Quadro 12.3. Geração de pares negativos proposta por (Soon; Ng; Lim, 2001).

Pareamento de amostras Negativas	
Conjunto de menções	m_m, m_n, m_o, m_p, m_q
Pares	m_q, m_p m_q, m_o m_q, m_n

Martschat; Strube (2015) propõem uma mesma metodologia para geração de pares positivos e negativos: dado documento D_x , que possua um conjunto de menções $M=\{m_i, m_j, m_k, m_l, m_m, m_n\}$ em que apenas m_l e m_i são correferentes, o conjunto de pares (positivos e negativos) será: $P= \{(m_l, m_k), (m_l, m_j), (m_l, m_i)\}$. Basicamente, para cada par correferente (m_x, m_y) , a geração de amostras negativas será realizada com as menções entre (m_x, m_y) . Notemos que essa construção é efetiva pelo fato de não gerar uma grande quantidade de amostras negativas. No entanto, devido a essa restrição, pode-se perder pares negativos que possuam informações relevantes.

Quadro 12.4. Geração de pares positivos e negativos proposta por (Martschat; Strube, 2015).

Pareamento de amostras Positivas e Negativas	
Conjunto de menções	$m_i, m_j, m_k, m_l, m_m, m_n$
Pares	m_l, m_k m_l, m_j m_l, m_i

Em (Fonseca; Vieira; Vanin, 2015), para um dado conjunto de menções $M=\{m_i, m_j, m_k\}$, temos: $P=\{(m_i, m_j), (m_i, m_k), (m_j, m_k)\}$. Basicamente, cada menção faz par com a próxima, independente de esta ser correferente ou não. Notemos que a quantidade de pares será muito maior que em (Martschat; Strube, 2015). Para minimizar o desbalanceamento entre as classes foi utilizado *random undersampling*, que consiste na seleção aleatória de n pares negativos, em que n é a quantidade de pares positivos. Por meio de experimentos, foi visto que os níveis de balanceamento “1 para 1” (um par positivo para cada par negativo) e “1 para 2” (um par positivo para cada dois pares negativos) foram os que obtiveram melhores resultados.



Quadro 12.5. Geração de pares positivos e negativos proposta por (Fonseca; Vieira; Vanin, 2015).

Pareamento de amostras Positivas e Negativas	
Conjunto de menções	m_i, m_j, m_k
Pares	m_i, m_j m_i, m_k m_j, m_k

12.3.3 Entity-Mention

Diferente do tradicional *Mention Pair*, o *Entity-Mention* (Yang et al., 2008) explora a propriedade de representação do discurso, tendo em vista o conhecimento de quando uma entidade é nova no discurso ou anafórica (semelhante à nossa metodologia de agrupamento proposta). Para conceber os pares, assume-se que uma instância de treino positiva consiste em $i\{e_x, m_y\}$, na qual m_y é uma menção ativa e e_x é uma entidade parcial, encontrada antes de m_y . Para cada menção anafórica m_y , uma única instância de treinamento positivo é criada para a entidade parcial à qual m_y pertence. Para os pares negativos, é criado um grupo de instâncias para cada entidade cuja última menção ocorra entre m_y e o antecedente mais próximo de m_y . Por exemplo: considere o conjunto de menções $M=\{e_i, m_j, e_k, m_l, m_m, m_n\}$. Assumindo que neste conjunto tenhamos duas cadeias: $C1=\{e_i, m_j, m_m\}$ e $C2=\{e_k, m_n\}$ e m_n é a menção ativa. Teremos então, como conjunto dos pares positivos, $P_p=\{(m_n, e_k)\}$ e como conjunto de pares negativos $P_n=\{(m_n, m_m), (m_n, m_j), (m_n, e_i), (m_n, m_l)\}$. Basicamente, assumindo que m_n representa a menção ativa e e_k representa seu antecedente, notemos que temos duas menções entre elas (m_l e m_m). Nesse caso, toda menção ou cadeia pertencente a m_l e m_m forma par com a menção ativa. Nos Quadros 12.6 e 12.7 temos os pares gerados, considerando m_n como menção ativa. Notemos que a cada iteração a menção ativa será outra e com isso novos pares serão gerados, sempre utilizando o mesmo critério.

Quadro 12.6. Geração de pares positivos proposta por (Yang et al., 2008).

Pareamento de Amostras Positivas	
Conjunto de menções	$e_i, m_j, e_k, m_l, m_m, m_n$
Pares	m_n, e_k

Quadro 12.7. Geração de pares negativos proposta por (Yang et al., 2008).

Pareamento de Amostras Negativas	
Conjunto de menções	$e_i, m_j, e_k, m_l, m_m, m_n$



Pares

m_n, m_m
 m_n, m_j
 m_n, e_i
 m_n, m_l

Outro diferencial deste modelo focado em entidades está na forma de representar suas *features*: os autores definem três tipos de instâncias, que representam como as menções se relacionam: $link(e_x, m_y)$, em que m_y representa uma menção ativa e e_x representa uma entidade parcial; $has_mention(e, m)$, descrevendo todas as menções as quais determinada menção está ligada. Por exemplo, para a cadeia previamente mencionada, $C1=\{e_i, m_j, m_m\}$, teremos então $has_mention(e_i, m_j)$, $has_mention(e_i, m_m)$; e o último denota as características de cada par de menções, seguindo a seguinte estrutura: $nome_da_feature(m_x, m_y, 0)$, representando respectivamente: o nome da *feature*, o par de menções e um valor binário (0 para falso e 1 para verdadeiro).

12.3.4 Mention-Ranking

No *Mention-Ranking model*, assim como o *Mention pair*, cada instância de treino $i(m_x, m_y)$ representa m_y e sua menção precedente m_x . Basicamente, as *features* que representam uma instância e um método para criar uma instância de treino são idênticas às utilizadas pelo *Mention Pair model*. A diferença reside em rotular as instâncias de treino, assumindo que I_y é um conjunto de instâncias de treino, criadas para a menção anafórica m_y , o *rank* para $i(m_x, m_y)$ em I_y é o rank de m_y entre os candidatos antecedentes, que é 2 se m_x é o antecedente mais próximo de m_y ou 1 caso contrário. Em poucas palavras, o antecedente mais próximo de sua anáfora recebe um *ranking* maior em relação às demais menções. Considere o seguinte conjunto de menções $M=\{m_i, m_j, m_k, m_l, m_m, m_n\}$, contendo as seguintes cadeias $C1=\{m_i, m_k, m_n\}$ $C2=\{m_j, m_l\}$. Notemos que, para m_n , teremos as seguintes instâncias:

Quadro 12.8. Instâncias de treino geradas para m_n

I_n	<i>Ranking</i>
Pares	
m_m, m_n	1
m_l, m_n	1
m_k, m_n	2

Notemos que m_i não faz par com m_n , mas sim com m_k , dado que m_i é antecedente de m_k . Dado que m_k é o antecedente mais próximo de m_n , o par recebe *ranking* 2. Já os demais pares (considerando m_n) recebem valor 1. Mesmo o *Mention-Ranking* não sendo muito popular, seus resultados são superiores às abordagens baseadas em pares de menções, como podemos ver em (Rahman; Ng, 2011b) e (Martschat; Strube, 2015).

12.3.5 Antecedent-Tree

Na proposta de (Fernandes; Santos; Milidiú, 2014), também baseada em pares de menções, os autores propõem um conjunto de regras, as quais objetivam reduzir a quantidade de



pares menos propensos a serem correferentes. Assim, para um dado par de menções, caso pelo menos uma das regras do Quadro 12.9 seja satisfeita, o par é considerado válido para utilizar em seu treinamento (seja ele um par positivo ou negativo).

Quadro 12.9. Conjunto de regras para seleção de pares proposto por (Fernandes; Santos; Milidiú, 2014)

Regra	Descrição – Considera um par como válido se:
Distância	a quantidade de menções entre m_i e m_j não ultrapassar um determinado <i>threshold</i>
Classe Semântica	m_i e m_j possuírem mesma classe semântica.
Combinação de Núcleos	o núcleo de m_i combinar com o núcleo de m_j .
Concordância em atributos de discurso	os atributos de discurso combinam para m_i e m_j . Esta regra consiste de um conjunto de regras proposto por @lee2013, o qual baseia-se em atributos de uma menção e seu falante.
Pronome J	m_j for um pronome e m_i concordar em gênero, número ou fala.
Pronome e Entidade Nomeada	m_j for um pronome e m_i for um pronome compatível ou uma entidade nomeada.

Referente ao motivo dos autores nomearem sua abordagem como *Antecedent-Tree model*, reside na forma de representar o agrupamento de suas menções: para representar o agrupamento de menções correferentes entre si são utilizadas estruturas chamadas de árvores. Uma árvore de correferência é uma árvore cujos nós são dirigidos às menções e os arcos representam alguma relação entre elas. Basicamente, para cada documento é gerado um conjunto de árvores e de sub-árvores, em que cada sub-árvore representa uma menção e seus referentes. Ou seja, cada anáfora pode ser considerada uma raiz ou nodo-pai e seus antecedentes podem ser considerados nodos-filhos.

Notemos que cada abordagem possui uma forma distinta para concepção de suas amostras de treino, assim como que para representar suas estruturas de agrupamento. Martschat; Strube (2015) propuseram uma forma unificada de representar tais estruturas, os autores a chamam de estrutura latente. Basicamente, uma estrutura latente é representada por um conjunto de arrays “V”, “A” e “L”. Analisando-a, podemos verificar que uma estrutura latente pode ser abstraída à forma de um grafo, o qual “V” representa um conjunto de nós/menções; “A” representa o conjunto de arestas, e “L”(label), representa um sinal, positivo ou negativo, informando se dada menção é correferente de outra.

12.3.5.1 Modelos de linguagem

Os modelos de linguagem (Capítulo 15) foram também incorporados às tarefas de resolução de correferência, Joshi et al. (2019) apresentam uma análise do modelo BERT nessa tarefa.

Com os avanços recentes dos modelos de linguagem, abordagens alternativas, como a de Kirstain; Ram; Levy (2021), dispensam a necessidade de representação de *spans*.

12.3.6 Modelos Voltados à Língua Portuguesa

Para a língua portuguesa, Silva (2011) propôs um modelo para a resolução de correferência utilizando o conjunto de etiquetas semânticas providas pelo *corpus* do HAREM (Freitas et al., 2010). Para detectar tais categorias, Silva utilizou o *parser* PALAVRAS (Bick, 2000) e o reconhecedor de entidades nomeadas Rembrandt (Cardoso, 2012). Como base de



conhecimento semântico, o autor utilizou o Tep2.0² (Maziero et al., 2008), um *thesaurus* contendo relações de sinônima e antônima para a língua portuguesa.

Lidando com aprendizado supervisionado, temos o trabalho de Coreixas (2010), o qual focou nas categorias “Pessoa”, “Local”, “Organização”, “Acontecimento”, “Obra”, “Coisa” e “Outro”. Como recursos, foram utilizados o *corpus* do HAREM (Freitas et al., 2010), o *parser* PALAVRAS (Bick, 2000) e o *corpus* Summ-it (Collovini et al., 2007). De forma a provar que o uso de categorias semânticas pode auxiliar na tarefa de resolução de correferência, o autor compara duas versões de seu sistema: a primeira, sem fazer o uso de categorias semânticas; e a segunda, fazendo uso de categorias. Como resultado, Coreixas mostrou que o uso de categorias podem prover melhorias significativas, dado que o uso de categorias pode auxiliar a determinar se dado par de menções é correferente ou não. O autor também mostrou a importância do conhecimento de mundo para esta linha de pesquisa.

Seguindo uma linha semelhante ao trabalho de Coreixas (2010), Fonseca; Vieira; Vanin (2014) propõem um modelo baseado em aprendizado de máquina, com foco em nomes próprios e nas categorias de entidades “Pessoa”, “Local” e “Organização”. Para detectar as entidades, foram utilizados os recursos Repentino (Sarmento; Pinto; Cabral, 2006) e NERP-CRF (Amaral, 2013). Adicionalmente, para casos mais genéricos de entidades, os autores utilizaram listas, contendo substantivos comuns, que remetem a determinadas entidades, tais como: [advogado, agrônomo, juiz] para a categoria “Pessoa”, e [avenida, rua, praça, cidade] para “Local”.

Diferente dos trabalhos anteriores (Garcia; Gamallo, 2014) abordam um modelo baseado em regras (semelhante ao de Lee et al. (2013)), mas para múltiplos idiomas (português, espanhol e galego). Em seu trabalho, os autores focam apenas na categoria semântica “Pessoa”. Mais recentemente Fonseca (2018) propôs um modelo baseado em regras linguísticas, similar ao modelo de Lee et al. (2013), mas totalmente voltado ao português.

Adicionalmente, Fonseca (2018) introduziu conhecimento semântico ao seu modelo, provindo do Onto.PT (Gonçalo Oliveira; Gomes, 2014) e uma nova metodologia de agrupamento de menções (Fonseca; Vanin; Vieira, 2018). Basicamente, seu método (Figura 12.1) recebe como entrada uma lista ordenada de menções “M” e devolve uma lista de Cadeias contendo essas menções devidamente agrupadas, de acordo com o critério selecionado.

O método proposto foi baseado no trabalho de Heim (2008) e consiste em explorar a representação do discurso³. Para isso, assume-se que qualquer menção é nova no discurso se não possuir ligação de correferência com uma ou mais menções antecedentes. Essas ligações são consideradas utilizando o conjunto de regras proposto pelo autor. Assim, sempre que uma menção não possui uma relação referencial (nenhuma regra é satisfeita), uma nova cadeia é gerada. Basicamente utilizou-se uma lista de menções M (esta lista é ordenada na ordem em que as menções ocorrem no texto), contendo todas as menções de um documento de entrada. Cada menção pode ter uma ligação de correferência entre uma ou mais cadeias “C”. Dessa forma, os Ids dessas cadeias são armazenados em um vetor “S” (apenas se M_0 possui alguma relação de correferência com C_i (se alguma regra retorna o valor verdade). O próximo passo é responsável por agrupar uma menção atual M_0 a uma

²<http://www.nilc.icmc.usp.br/tep2>

³Considera-se como representação do discurso a forma como as ideias são construídas em textos de linguagem natural, considerando sua construção linguística e seu contexto de uso, bem como suas formas de expressões comuns. Em linguística, a Pragmática é o ramo que analisa o uso concreto da linguagem pelos falantes da língua em seus variados contextos.



Figura 12.1: Algoritmo de agrupamento proposto por Fonseca (2018)

```

1: enquanto (tamanho de  $M > 0$ ) faça
2:   int  $j \leftarrow 0$ ;
3:   int[ ]  $S$ ;
4:   para cada  $i \in C$  faça
5:     se  $M_0$  tem relação com  $C_i$  então
6:        $S_j \leftarrow C_i$ 
7:        $j \leftarrow j + 1$ 
8:     fim se
9:   fim para
10:  se  $j > 0$  então
11:    int  $k \leftarrow \text{CritérioDeAgrupamento}(M_0, S, C)$ 
12:     $C_k \leftarrow M_0$ 
13:  senão
14:     $C \leftarrow \text{criaNovaCadeia}(M_0)$ 
15:  fim se
16:   $M \leftarrow \text{Remove}(M, 0)$ 
17: fim enquanto

```

cadeia existente C_k ou criar uma nova cadeia de correferência, usando M_0 ⁴. Isso depende do critério de agrupamento utilizado. Dos critérios propostos pelo autor, vale mencionar o que obteve melhores resultados: o “Peso por Regra”, o qual para cada menção explora o conjunto C , com o objetivo de encontrar o maior peso (em nível de cadeias). O modelo proposto possui um total de 13 regras e, para cada regra satisfeita, soma-se 1 à pontuação. Assim, se para uma dada cadeia C_x existem duas menções correferentes com uma menção M_0 (M_a e M_b) e M_a e M_b possuem respectivamente três e duas regras com valor verdade, o peso da cadeia será cinco.

12.4 Avaliação da Tarefa de Resolução de Correferência

A tarefa de resolução de correferência é complexa e envolve diferentes níveis de processamento. Logo, avaliar um modelo de correferência não é uma tarefa simples, dado que existem muitos detalhes a serem considerados, como a detecção de menções, agrupamentos realizados, agrupamentos não realizados. Na literatura encontramos cinco métricas propostas para avaliar esses modelos: MUC (Vilain et al., 1995), B-CUBED (Bagga; Baldwin, 1998), Ceaf_e, Ceaf_m (Luo, 2005) e BLANC (Recasens; Hovy, 2011). Cada uma dessas métricas visa avaliar uma característica específica de cada modelo. Anualmente, competições como a CoNLL (Pradhan et al., 2012) são realizadas, visando motivar o desenvolvimento de sistemas. Nos anos de 2011 e 2012 essas competições foram voltadas à tarefa de Resolução de Correferência. Com o objetivo de avaliar os modelos participantes por meio de uma pontuação única, a conferência propôs uma nova métrica, chamada CoNLL (Pradhan et al., 2014). A métrica CoNLL consiste na média da medida-F de três outras métricas da literatura, como veremos nessa seção.

⁴Notemos que, para cada iteração, M_0 muda.

12.4.1 Métricas de Avaliação

12.4.1.1 MUC:

Baseada em cadeias, mede quantos agrupamentos de menções são necessários para cobrir as cadeias padrão. Por exemplo, considere que o conjunto K (cadeia de referência) seja composto pelas seguintes ligações(*links*) de correferência {AB, BE, CD} e que o conjunto R (cadeia predita pelo modelo) seja composto por {AB, CD}. Para este caso podemos ver que falta uma ligação no conjunto R. teremos então Abrangência= $\frac{2}{3} = 0,67$ (67%) e Precisão = $\frac{2}{2} = 1$ (100%). De forma mais geral, o cálculo da métrica MUC pode ser obtido por meio das seguintes fórmulas:

$$\text{Abrangência} = \frac{\sum_{i=1}^{N_k} (\|K_i\| - \|p(K_i)\|)}{\sum_{i=1}^{N_k} (\|K_i\| - 1)}$$

$$\text{Precisão} = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} (\|R_i\| - \|p'(R_i)\|)}{\sum_{i=1}^{N_r} (\|R_i\| - 1)}$$

Em que: K_i é i-ésima entidade padrão (*key entity* referência) e $p(K_i)$ é o grupo de partições criado por meio da intersecção de K_i e os *links* preditos pelo modelo; R_i é a i-ésima entidade predita pelo modelo (*Response entity*) e $p'(R_i)$ é o conjunto de partições criadas por meio da intersecção de R_i e K_i . N_k e N_r representam a quantidade de menções padrão e resposta, respectivamente.

12.4.1.2 B-CUBED:

Baseada em menções, gera resultados considerando as menções presentes e ausentes de cada entidade em dada cadeia. Basicamente, a métrica B-Cubed atribui um peso para as menções, baseando-se na quantidade total de menções existentes. Sua abrangência e precisão são obtidas por:

$$\text{Abrangência} = \frac{\sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \frac{\|K_i \cap R_j\|^2}{K_i}}{\sum_{i=1}^{N_k} K_i}$$

$$\text{Precisão} = \frac{\sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \frac{\|K_i \cap R_j\|^2}{R_j}}{\sum_{i=1}^{N_k} R_j}$$

Em que: K representa o conjunto das *key entities* (menções padrão) e R o conjunto de menções preditas pelo modelo. Por exemplo, dadas as cadeias de referência :

- $C_{K1} = \{A, B, C, D, E\}$;
- $C_{K2} = \{F, G\}$;



- $C_{K3} = \{H, I, J, K, L\}$.

E as cadeias preditas pelo modelo:

- $C_{R1} = \{A, B, C, D, E\}$;
- $C_{R2} = \{F, G, H, I, J, K, L\}$.

Cada menção possuirá o peso de $\frac{1}{12}$, dado que o total de menções existente é 12. Dito isso temos então:

$$\text{Abrangência} = \frac{1}{12} * [\frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{2}{2} + \frac{2}{2} + \frac{5}{7} + \frac{5}{7} + \frac{5}{7} + \frac{5}{7}] = 1 \text{ (100%)}$$

$$\text{Precisão} = \frac{1}{12} * [\frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{5}{5} + \frac{7}{7} + \frac{7}{7} + \frac{7}{7} + \frac{7}{7} + \frac{7}{7} + \frac{7}{7}] = \frac{16}{21} = 0,76 \text{ (76%)}$$

12.4.1.3 CEAf:

Baseada no alinhamento de menções e entidades, possui duas variações: CEAF_m (Φ_3) e CEAF_e (Φ_4).

$$\Phi_3(K, R) = \|K \cap R\|$$

$$\Phi_4(K, R) = \frac{2\|K \cap R\|}{\|K\| + \|R\|}$$

$$\text{Abrangência} = \frac{\Phi_x}{\sum_{i=1}^n \|K_i\|}$$

$$\text{Precisão} = \frac{\Phi_x}{\sum_{i=1}^n \|R_i\|}$$

Por exemplo, dadas as cadeias de referência:

- $C_{K1} = \{A, B, C, D, E\}$;
- $C_{K2} = \{F, G\}$.

E as cadeias preditas pelo modelo:

- $C_{R1} = \{A, B, C, D, E\}$.

As métricas CEAf utilizam o alinhamento entre as entidades ou menções para calcular seus resultados, dessa forma C_{K1} será alinhado com C_{R1} e C_{K2} não possuirá um alinhamento, dado que o modelo não obteve tal cadeia. Notemos que o número de menções alinhadas é 5. Portanto $\Phi_3 = 5$. Dito isso, temos:

$$\text{CEAF}_m: \text{Abrangência} = \frac{5}{7} = 0,71 \text{ (71\%)} \text{ e Precisão} = \frac{5}{5} = 1 \text{ (100\%)}$$

Para CEAF_e , dado que $\Phi_4 = \frac{2 * 5}{5 + 5} = 1$, temos:

$$\text{Abrangência} = \frac{1}{2} = 0,5 \text{ (50\%)} \text{ e Precisão} = \frac{1}{1} = 1 \text{ (100\%)}$$

Notemos que para a métrica CEAF_m o cálculo de precisão e abrangência é realizado considerando a quantidade de menções, para a métrica CEAF_e esse valor é considerado em Φ_4 . Contudo, para obtenção dos valores de precisão e abrangência, são usados os valores referentes a quantidade de entidades/cadeias.



12.4.1.4 BLANC:

BiLateral Assessment of NounPhrase Coreference avalia tanto *links* de correferência quanto os de não correferência. Basicamente, um *link* de não correferência é formado por duas menções que não são correferentes entre si. A métrica BLANC tem como objetivo recompensar as cadeias de correferência corretas, de forma proporcional ao seu tamanho. Temos, então, C_K e C_R respectivamente como: *links* de correferência padrão e preditos automaticamente e; N_K e N_R como grupo dos *links* de não correferência padrão e preditos automaticamente; Abrangência_{*C*} e Precisão_{*C*} remetem ao cálculo de abrangência e precisão dos *links* de correferência, e Abrangência_{*N*} e Precisão_{*N*}, aos *links* de não correferência.

$$\text{Abrangência}_C = \frac{\|C_k \cap C_r\|}{C_k}$$

$$\text{Precisão}_C = \frac{\|C_k \cap C_r\|}{C_r}$$

$$\text{Abrangência}_N = \frac{\|N_k \cap N_r\|}{N_k}$$

$$\text{Precisão}_N = \frac{\|N_k \cap N_r\|}{N_r}$$

Por fim, a precisão e a abrangência da métrica BLANC são calculadas, respectivamente, por meio das médias de Precisão e de abrangência, obtidas entre os *links* de correferência e de não correferência:

$$\text{BLANC}_{\text{Precisao}} = \frac{\text{Precisão}_C + \text{Precisão}_N}{2}$$

$$\text{BLANC}_{\text{Abrangencia}} = \frac{\text{Abrangência}_C + \text{Abrangência}_N}{2}$$

Por exemplo: dados os seguintes links de correferência:

- $C_{K1} = \{\text{A-B}, \text{B-C}, \text{C-D}, \text{D-E}\};$
- $C_{K2} = \{\text{F-G}\}.$

E os seguintes links preditos pelo modelo:

- $C_{R1} = \{\text{A-B}, \text{B-C}, \text{C-D}, \text{D-E}\};$
- $C_{R2} = \{\text{F-G}, \text{F-I}\}.$

Temos, então: $\text{Abrangência}_C = \frac{5}{5} = 1$ (100%) , $\text{Precisão}_C = \frac{5}{6} = 0,83$ (83%)

Considerando que os links de não correferência representam ligações entre todas as menções que não são referenciais, teremos então:

- $N_K = \{\text{F-A}, \text{F-B}, \text{F-C}, \text{F-D}, \text{F-E}, \text{G-A}, \text{G-B}, \text{G-C}, \text{G-D}, \text{G-E}\};$
- $N_R = \{\text{F-A}, \text{F-B}, \text{F-C}, \text{F-D}, \text{F-E}, \text{G-A}, \text{G-B}, \text{G-C}, \text{G-D}, \text{G-E}, \text{I-A}, \text{I-B}, \text{I-C}, \text{I-D}, \text{I-E}\}.$

$$\text{Abrangência}_N = \frac{10}{10} = 1 \text{ (100%)} , \text{Precisão}_C = \frac{10}{15} = 0,67 \text{ (67%)}$$

$$\text{BLANC}_{\text{Precisao}} = \frac{0,83 + 0,67}{2} = 0,75 \text{ (75%)}$$

$$\text{BLANC}_{\text{Abrangencia}} = \frac{1+1}{2} = 1 \text{ (100%)}$$



12.4.1.5 CoNLL:

Amplamente utilizada para avaliar modelos de resolução de correlerência, a métrica CoNLL calcula um score único, baseando-se no cálculo da medida-f das métricas MUC, B³ e CEAF_e:

$$CoNLL = \frac{(F(MUC) + F(B^3) + F(CEAF_e))}{3}$$

12.5 Aplicações

Os ganhos da tarefa de Resolução de Correlerência podem ser significativos, principalmente se considerarmos abordagens que utilizam apoio semântico (Fonseca, 2018; Rahman; Ng, 2011a). Em poucas palavras, existem muitas utilidades para a tarefa, e muitas outras tarefas de PLN podem se beneficiar de tal processamento. Na literatura, encontramos alguns trabalhos que fazem uso de tais modelos, como o de Vargas; Pardo (2018). Na presente abordagem, os autores fazem uso da ferramenta de prateleira chamada CORP (Fonseca; Vieira; Vanin, 2016b), até o momento a única ferramenta disponível para a língua portuguesa. Em sua produção os autores mostraram que, por meio da resolução de correlerências, foi possível obter ganhos significativos na tarefa de Agrupamento de Aspectos para Análise de Sentimentos.

Muitas outras tarefas de PLN podem se beneficiar de seus resultados; como o Reconhecimento de Entidades Nomeadas (REN) (Amaral, 2013), Extração de Relação entre Entidades Nomeadas (Collovini et al., 2014) (ER), entre outras. Na Figura 12.2, no que diz respeito a tarefa de Reconhecimento de Entidades Nomeadas, considerando a cadeia [o agrônomo Miguel Guerra, de a UFSC, Guerra, Guerra, o agrônomo], podemos dizer que o sintagma nominal “Guerra” pode ser ambíguo e existe a possibilidade de que modelos de REN (Capítulo 12) não o classifiquem corretamente. Por meio da tarefa de Resolução de Correlerências podemos identificar que a menção “Guerra” corresponde ao agrônomo Miguel Guerra e, portanto, inferir uma mesma categoria de entidade nomeada (Pessoa). No contexto de extração de relação entre entidades nomeadas, considerando o sintagma nominal [o agrônomo Miguel Guerra, de a UFSC] é possível identificarmos a seguinte relação (Miguel Guerra, de, UFSC). E, identificando que “Guerra” faz referência a “Miguel Guerra” é possível inferirmos uma relação direta entre “Guerra” e “UFSC”.

Figura 12.2: Resolução de correlerência e sua aplicabilidade (imagem extraída utilizando a ferramenta CORP (Fonseca; Vieira; Vanin, 2016b))

A discussão sobre a biotecnologia nacional está enviesada, pois está sendo entendida como sinônimo de transgenia. A opinião é de **[o agrônomo Miguel Guerra, de a UFSC [5]]** (Universidade Federal de Santa Catarina). **[Guerra [5]]** participou do debate “Biotecnologia para uma Agricultura Sustentável”, realizado ontem durante a 52ª Reunião Anual da SBPC (Sociedade Brasileira para o Progresso da Ciência), sobre as biotecnologias apropriadas ao desenvolvimento do país. **[Guerra [5]]** citou a micropropagação de vegetais (produção de mudas em laboratório, feita para evitar doenças e selecionar vegetais saudáveis) como exemplo de biotecnologia de baixo custo. Com ela, aumentou-se a produção de morango, em todo o país, de 3,2 kg para 60 kg por hectare. Para **[o agrônomo [5]]**, o Brasil deve...



Referências

- AMARAL, D. O. F. DO. **O reconhecimento de entidades nomeadas por meio de conditional random fields para a língua portuguesa.** Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2013.
- ANTUNES, I. **Lutar com palavras: coesão e coerência.** [s.l.] Parábola, 2007.
- BAGGA, A.; BALDWIN, B. **Algorithms for Scoring Coreference Chains.** Proceedings of the first International Conference on Language Resources and Evaluation Workshop on Linguistics Coreference. *Anais...*Granada, Spain: 1998.
- BASSO, R. M. **A Semântica das Relações Anafóricas entre Eventos.** tese de doutorado—[s.l.] Universidade Estadual de Campinas, SP, 2009.
- BICK, E. **The Parsing System "Palavras": Automatic Grammatical Analysis of Portuguese in a Constraint Grammar Framework.** tese de doutorado—[s.l.] Aarhus University Press, Denmark; University of Arhus, 2000.
- BICK, E. **A dependency-based approach to anaphora annotation.** Proceedings of th 9th International Conference on Computational Processing of the Portuguese Language. *Anais...*Porto Alegre, Brazil: 2010.
- CARDOSO, N. **Rembrandt - a named-entity recognition framework.** Proceedings of the Eighth International Conference on Language Resources and Evaluation. *Anais...*Istanbul, Turkey: 2012. Disponível em: <<http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2012/summaries/409.html>>
- CHANG, K.-W. et al. **Illinois-Coref: The UI system in the CoNLL-2012 shared task.** Joint Conference on EMNLP and CoNLL-Shared Task. *Anais...*Association for Computational Linguistics, 2012.
- COLLOVINI, S. et al. **Summ-it: Um Corpus Anotado com Informações Discursivas Visando a Sumarização Automática.** Proceedings of V Workshop em Tecnologia da Informação e da Linguagem Humana. *Anais...*Rio de Janeiro, Brasil: 2007.
- COLLOVINI, S. et al. **Extraction of Relation Descriptors for Portuguese Using Conditional Random Fields.** Proceedings of the 14th Ibero-American Conference on Advances in Artificial Intelligence. *Anais...*Santiago de Chile: 2014.
- COREIXAS, T. **Resolução De Correferência E Categorias De Entidades Nomeadas.** Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2010.
- FERNANDES, E. R.; SANTOS, C. N. DOS; MILIDIÚ, R. L. Latent trees for coreference resolution. *Computational Linguistics*, 2014.
- FERRADEIRA, J. E. DE S. **Resolução de anáfora pronominal.** mathesis—[s.l.] Universidade Nova de Lisboa; Dissertação de Mestrado, Universidade Nova de Lisboa, 1993.
- FONSECA, E. B. **Resolução de correferências em língua portuguesa: pessoa, local e organização.** Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2014.
- FONSECA, E. B. **Resolução de correferência nominal usando semântica em língua portuguesa.** tese de doutorado—[s.l.] Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul; Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2018.
- FONSECA, E. B.; VIEIRA, R.; VANIN, A. **Dealing With Imbalanced Datasets For Coreference Resolution.** Proceedings of The Twenty-Eighth International Flairs Conference. *Anais...*2015.
- FONSECA, E. B.; VIEIRA, R.; VANIN, A. **Adapting an Entity Centric Model for**



- Portuguese Coreference Resolution.** Portorož, Slovenia, a2016.
- FONSECA, E. B.; VIEIRA, R.; VANIN, A. **CORP: Coreference Resolution for Portuguese.**, b2016.
- FONSECA, E. B.; VIEIRA, R.; VANIN, A. A. Coreference Resolution In Portuguese: Detecting Person, Location And Organization. **Journal of the Brazilian Computational Intelligence Society**, v. 12, n. 2, p. 86–97, 2014.
- FONSECA, E.; VANIN, A.; VIEIRA, R. **Mention clustering to improve portuguese semantic coreference resolution.** International Conference on Applications of Natural Language to Information Systems. *Anais...* Springer, 2018.
- FREITAS, C. et al. **Relation detection between named entities: report of a shared task.** Proceedings of the Workshop on Semantic Evaluations: Recent Achievements and Future Directions. *Anais...* Boulder, Colorado: 2009.
- FREITAS, C. et al. **Second HAREM: Advancing the State of the Art of Named Entity Recognition in Portuguese.** Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation. *Anais...* Valletta, Malta: 2010. Disponível em: <<http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2010/summaries/412.html>>
- GARCIA, M.; GAMALLO, P. **An Entity-Centric Coreference Resolution System for Person Entities with Rich Linguistic Information.** Proceedings of 25th International Conference on Computational Linguistics. *Anais...* Dublin, Ireland: 2014. Disponível em: <<http://aclweb.org/anthology/C/C14/C14-1070.pdf>>
- GONÇALO OLIVEIRA, H.; GOMES, P. ECO and Onto-PT: a flexible approach for creating a Portuguese Wordnet automatically. **Language Resources and Evaluation**, v. 48, n. 2, p. 373–393, 2014.
- HEIM, I. File Change Semantics and the Familiarity Theory of Definiteness. Em: **Formal Semantics**. [s.l.] Wiley-Blackwell, 2008. p. 223–248.
- HOU, Y.; MARKERT, K.; STRUBE, M. **A Rule-Based System for Unrestricted Bridging Resolution: Recognizing Bridging Anaphora and Finding Links to Antecedents.** Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. *Anais...* Doha, Qatar: 2014. Disponível em: <<http://aclweb.org/anthology/D/D14/D14-1222.pdf>>
- JOSHI, M. et al. **BERT for Coreference Resolution: Baselines and Analysis.** Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). *Anais...* Hong Kong, China: Association for Computational Linguistics, nov. 2019. Disponível em: <<https://aclanthology.org/D19-1588>>
- JURAFSKY, D.; MARTIN, J. H. **Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition.** 3rd. ed. USA: Prentice Hall PTR, 2023.
- KIRSTAIN, Y.; RAM, O.; LEVY, O. **Coreference Resolution without Span Representations.** Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers). *Anais...* 2021.
- KOCH, I. G. V.; TRAVAGLIA, L. **Texto e coerência.** 13. ed. [s.l.] Cortez, 2012.
- LEE, H. et al. **Stanford's multi-pass sieve coreference resolution system at the CoNLL-2011 shared task.** Proceedings of the Fifteenth Conference on Computational Natural Language Learning: Shared Task. *Anais...* 2011.
- LEE, H. et al. Deterministic coreference resolution based on entity-centric, precision-ranked rules. **Computational Linguistics**, v. 39, n. 4, p. 885–916, 2013.



- LEE, K. et al. End-to-end neural coreference resolution. **arXiv preprint arXiv:1707.07045**, 2017.
- LUO, X. **On Coreference Resolution Performance Metrics**. Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. **Anais...** Vancouver, Canada: 2005.
- MARTSCHAT, S.; STRUBE, M. Latent Structures for Coreference Resolution. **Transactions of the Association for Computational Linguistics**, v. 3, p. 405–418, 2015.
- MAZIERO, E. G. et al. **A base de dados lexical e a interface web do TeP 2.0: thesaurus eletrônico para o Português do Brasil**. Proceedings of the XIV Brazilian Symposium on Multimedia and the Web. **Anais...** Salvador, Brazil: 2008.
- NEVES, M. H. DE M. **Texto e gramática**. [s.l.] Contexto, 2013.
- NG, V.; CARDIE, C. **Improving machine learning approaches to coreference resolution**. Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. **Anais...** Association for Computational Linguistics, 2002.
- POESIO, M.; STUCKARDT, R.; VERSLEY, Y. **Anaphora Resolution: Algorithms, Resources, and Applications**. 1. ed. [s.l.] Springer, 2016.
- PRADHAN, S. et al. **CoNLL-2011 shared task: Modeling unrestricted coreference in ontonotes**. Proceedings of the Fifteenth Conference on Computational Natural Language Learning: Shared Task. **Anais...** Portland, Oregon: Association for Computational Linguistics, 2011.
- PRADHAN, S. et al. **CoNLL-2012 shared task: Modeling multilingual unrestricted coreference in OntoNotes**. Proceedings of Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Conference on Natural Language Learning - Shared Task. **Anais...** Jeju Island, Korea: 2012.
- PRADHAN, S. et al. **Scoring Coreference Partitions of Predicted Mentions: A Reference Implementation**. Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. **Anais...** Baltimore, MD, USA: 2014. Disponível em: <<http://aclweb.org/anthology/P/P14/P14-2006.pdf>>
- RAHMAN, A.; NG, V. **Coreference Resolution with World Knowledge**. Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. **Anais...** Portland, Oregon, USA: a2011. Disponível em: <<http://www.aclweb.org/anthology/P11-1082>>
- RAHMAN, A.; NG, V. Narrowing the modeling gap: a cluster-ranking approach to coreference resolution. **Journal of Artificial Intelligence Research**, p. 469–521, b2011.
- RECASENS, M.; HOVY, E. H. BLANC: Implementing the Rand index for coreference evaluation. **Natural Language Engineering**, v. 17, n. 4, p. 485–510, 2011.
- ROCHA, M. A corpus-based study of anaphora in English and Portuguese, Corpus-based and Computational Approaches to Discourse Anaphora. Em: [s.l.] John Benjamins Publishing Company, 2000. p. 81–94.
- RONCARATI, C. **As cadeias do texto: construindo sentidos**. [s.l.] Parábola, 2010.
- SARMENTO, L.; PINTO, A. S.; CABRAL, L. **REPENTINO – a wide-scope gazetteer for entity recognition in portuguese**. Proceedings of International Workshop on Computational Processing of the Portuguese Language. **Anais...** Springer, 2006.
- SILVA, J. F. DA. **Resolução de correferência em múltiplos documentos utilizando aprendizado não supervisionado**. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, 2011.
- SOON, W. M.; NG, H. T.; LIM, C. Y. A Machine Learning Approach to Coreference



Referências

- Resolution of Noun Phrases. **Computational Linguistics**, v. 27, n. 4, p. 521–544, 2001.
- VARGAS, F. A.; PARDO, T. A. S. **Aspect clustering methods for sentiment analysis**. Proceedings of International conference on computational processing of the Portuguese language. **Anais...**Springer, 2018.
- VIEIRA, F. E.; FARACO, C. A. **Texto e discurso. Escrever na universidade.** [s.l.] Parábola, 2019.
- VIEIRA, R. et al. Coreference and anaphoric relations of demonstrative noun phrases in multilingual corpus. **Anaphora Processing: linguistic, cognitive and computational modeling**, p. 385–403, 2005.
- VIEIRA, R.; GONÇALVES, P. N.; SOUZA, J. G. C. DE. Processamento computacional de anáfora e correferência. **Revista de Estudos da Linguagem**, v. 16, n. 1, 2012.
- VILAIN, M. et al. **A model-theoretic coreference scoring scheme**. Proceedings of the 6th Conference on Message understanding. **Anais...**Columbia, Maryland: 1995.
- YANG, X. et al. **An Entity-Mention Model for Coreference Resolution with Inductive Logic Programming.** Proceeding of Association for Computational Linguistics. **Anais...**2008.



<https://brasileiraspln.com/livro-pln/1a-edicao/>

