

UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Departamento de Computación

Nuevas fuentes de información para entrenamiento de etiquetadores gramaticales

Tesista: Fernando Jorge Rodriguez
Director: Dr. José Castaño

Buenos Aires, Marzo de 2012.



Índice

1. Introducción	3
1.1. Motivación	3
1.2. Trabajo realizado	4
2. Definiciones y marco teórico	5
2.1. Etiquetado gramatical	5
2.2. Etiquetas	5
2.3. Conjuntos de etiquetas	9
2.4. Corpus	9
2.5. Etiquetadores gramaticales automáticos	9
2.5.1. Etiquetadores gramaticales basados en reglas	10
2.5.2. Etiquetadores gramaticales estocásticos	11
2.5.3. Etiquetadores gramaticales basado en HMM	11
2.6. Corpora de entrenamiento y corpora de verificación	14
2.7. Evaluación de etiquetadores gramaticales	15
2.8. Análisis de error	15
2.9. Palabras desconocidas	16
2.10. Etiquetador Gramatical TnT	18
2.10.1. Modelo teórico	18
2.10.2. Suavizado	18
2.10.3. Manejo de palabras desconocidas	19
3. Desarrollo	20
3.1. Diccionario COBUILD	20
3.2. Traducción de etiquetas	21
3.3. Extracción de la información	24
3.4. Nuevo Corpus generado	26
3.5. Experimentación	26
3.6. Conclusiones	26

1. Introducción

1.1. Motivación

El etiquetado gramatical, también conocido como Part-of-speech tagging, POS tagging o simplemente POST, es el proceso de asignar una etiqueta gramatical a cada una de las palabras de un texto según su categoría léxica. Como se menciona detalladamente más adelante, el etiquetado gramatical juega un papel fundamental en importantes áreas de la lingüística computacional como síntesis del habla, reconocimiento del habla y recuperación de la información.

El etiquetado gramatical se realiza automáticamente mediante programas conocidos como etiquetadores gramaticales. Estos programas, los etiquetadores gramaticales, son entrenados para que aprendan a etiquetar. Este entrenamiento se realiza mediante un corpus etiquetado previamente denominado corpus de entrenamiento. De esta manera el etiquetador guarda información sobre como está etiquetado el corpus de entrenamiento para utilizarla al etiquetar.

Una vez realizado el entrenamiento del etiquetador, se procede a etiquetar el texto requerido utilizando la información adquirida en el proceso de entrenamiento.

Basicamente un corpus etiquetado o anotado es una lista de palabras con su correspondiente etiqueta gramatical. Por ejemplo:

A DT
form NN
of IN
asbestos NN
once RB
used VBN
to TO
make VB
Kent NNP
cigarette NN
filters NNS
has VBZ
caused VBN
a DT
high JJ
percentage NN
of IN
cancer NN
deaths NNS
among IN
a DT
group NN
of IN
workers NNS
exposed VBN
to TO
it PRP
more RBR
than IN

30 CD
 years NNS
 ago RB
 , ,
 researchers NNS
 reported VBD
 . .

La complejidad del etiquetado gramatical reside en que la etiqueta no depende solo de la palabra o tipo de palabra que se está etiquetando, por el contrario, la ubicación y el contexto de la palabra en donde ésta aparece es un factor determinante al asignar la etiqueta correspondiente.

Por lo tanto la etapa de entrenamiento de un etiquetador gramatical procesa y retiene información sobre el contexto y la ubicación de una palabra y la etiqueta asignada. Luego se utiliza esta información en el proceso de etiquetación, donde el etiquetador analiza para cada palabra su ubicación y contexto, y en base a ello y al conocimiento adquirido previamente con el corpus de entrenamiento determina una etiqueta gramatical.

Uno de los grandes problemas del etiquetado gramatical reside en la falta de corpus etiquetados para utilizar en el entrenamiento de los etiquetadores gramaticales.

Los corpus etiquetados (también llamados corpus de entrenamiento) son etiquetados manualmente por lingüistas especializados. Es un trabajo profundamente meticuloso y tedioso ya que el lingüista debe dar una etiqueta gramatical palabra por palabra, en corpus del orden del MILLON de palabras. Además de lo tedioso y complejo del trabajo, el tiempo empleado para etiquetar un corpus es sumamente extenso y como consecuencia el valor económico es realmente alto, ya que intervienen grupos de personas altamente especializadas durante un tiempo prolongado.

El resultado de este complejo proceso artesanal es una tabla de palabras con su correspondiente etiqueta gramatical como se mostró anteriormente. Ante la importancia que adquieren los corpus etiquetados es inevitable pensar en algún otro tipo de texto que posea información de etiquetas.

Por ejemplo un diccionario contiene una palabra, su definición y algunos ejemplos en donde ésta aparece con cada uno de sus sentidos. Es decir que de alguna manera un diccionario contiene por cada palabra uno o más contextos en donde ésta aparece etiquetada. Es decir, si tomamos todos los ejemplos de cada palabra de un diccionario podemos construir un corpus parcialmente anotado.

1.2. Trabajo realizado

La idea de este trabajo es suplir la falta de corpus de entrenamiento utilizar la información de etiquetado que posee un diccionario como una nueva fuente de información para entrenar etiquetadores automáticos. Utilizar esta información existente como una nueva fuente de información para etiquetar, medir y comparar resultados en la calidad del etiquetado conseguido. Combinar e integrar esta información obtenida con corpus de entrenamiento clásicos e inspeccionar resultados en el etiquetado. Este trabajo menciona detalladamente la forma de extraer la información relevante de etiquetas gramaticales a partir de un diccio-

nario y las decisiones que fueron aplicadas. Por último se realizan mediciones entre esta nueva fuente de información y los corpus clásicos de entrenamiento y se presentan las conclusiones.

2. Definiciones y marco teórico

2.1. Etiquetado gramatical

El etiquetado gramatical, también conocido como Part-of-speech tagging, POS tagging o simplemente POST, es el proceso de asignar una etiqueta a cada una de las palabras de un texto según su categoría léxica. Este proceso se realiza en base a la definición de la palabra y la de sus palabras vecinas, es decir, el contexto en que ésta aparece. Por ejemplo en *Does that flight serve dinner*, *dinner* es un sustantivo y por lo tanto recibe la etiqueta para sustantivos NN.

El etiquetado gramatical brinda una gran cantidad de información sobre una palabra y sus vecinas. Por ejemplo, las etiquetas distinguen entre pronombres posesivos (mi, tu, su, etc.) y pronombres personales (Yo, Tú, Él, etc.). Saber si una palabra es un pronombre posesivo o personal nos brinda información sobre las palabras que pueden ocurrir a continuación: los pronombres posesivos generalmente son sucedidos por un sustantivo (como en *Mi comida*) mientras que los personales son sucedidos por un verbo (como en *Yo duermo*).

Utilizando esta deducción podemos aseverar que si una palabra fué etiquetada como pronombre personal, es muy probable que la próxima palabra sea un verbo. Este conocimiento puede ser de útil aplicación en modelos lingüísticos para reconocimiento del habla (voz a texto). Pero esta no es la única información que una etiqueta gramatical nos puede ofrecer.

Una etiqueta gramatical también nos puede acercar información relacionada con la pronunciación de la palabra. En inglés la palabra *content* puede ser un sustantivo o un adjetivo y su pronunciación varía dependiendo de este hecho. Utilizando estas ideas podemos producir pronunciaciones más naturales en un sistema de síntesis del habla (texto a voz) o también podemos obtener más exactitud en un sistema de reconocimiento del habla (voz a texto).

Otra aplicación importante del etiquetado gramatical en sistemas de recuperación de la información es el reconocimiento de sustantivos u otro tipo de palabras importantes dentro de un documento, para guardar y utilizar esta información en búsquedas posteriores.

Por último, la asignación automática de etiquetas gramaticales juega un papel importante en algoritmos de desambiguación del sentido de la palabra y en modelos lingüísticos basados en n-gramas utilizados en sistemas de reconocimiento del habla.

2.2. Etiquetas

Tradicionalmente la definición de POS o etiqueta gramatical se ha basado en funciones sintácticas y morfológicas, es decir que se agrupan en clases las palabras que funcionan similarmente con respecto a lo que puede ocurrir a su alrededor (sus propiedades de distribución sintáctica) o con respecto a los afijos que poseen (sus propiedades morfológicas). Mientras que las clases de palabras tienen tendencia hacia la coherencia semántica (por ejemplo los sustan-

tivos generalmente describen gente, lugares o cosas y los adjetivos generalmente describen propiedades), este no es necesariamente el caso y en general no se utiliza coherencia semántica como criterio para la definición de POS o etiqueta gramatical.

Las etiquetas gramaticales pueden ser divididas en dos grandes categorías: clases cerradas y clases abiertas. Las clases cerradas son aquellas que tienen miembros relativamente fijos. Por ejemplo, las preposiciones son una clase cerrada en porque hay un conjunto cerrado de ellas, es decir que son un grupo de palabras que raramente varía ya que raramente se agregan nuevas preposiciones. En contraste, los sustantivos y los verbos son clases abiertas ya que continuamente se introducen y eliminan nuevos verbos y sustantivos al lenguaje. Es probable que cualquier hablante o corpus tenga una clase abierta de palabras diferente, pero todos los hablantes de un lenguaje y corpora suficientemente grandes, seguramente van a compartir el conjunto de clases de palabras cerradas. Las clases de palabras cerradas también son generalmente palabras funcionales como *de*, *y* o *tu*, que tienden a ser muy cortas, ocurrir frecuentemente y generalmente tienen usos estructurales en gramática.

Hay cuatro clases abiertas principales:

- **Sustantivos**
- **Verbos**
- **Adjetivos**
- **Adverbios**

Sustantivo es el nombre dado a la clase sintáctica que denota personas, lugares o cosas. Pero desde que las clases sintácticas como sustantivos son definidas sintáctica y morfológicamente en vez que semánticamente, algunas palabras para personas, lugares y cosas pueden no ser sustantivos y a la inversa, algunos sustantivos pueden no ser palabras para personas, lugares o cosas. Por lo tanto los sustantivos incluyen términos concretos como *barco* y *silla*, abstracciones como *banda ancha* y *relación*. Se puede definir a una palabra como sustantivo basándose en características como la capacidad de ocurrir con determinantes (una *cabra*, su *banda ancha*), tomar posesivos (los ingresos anuales de *IBM*) y para la mayoría pero no todos los sustantivos, ocurrir en la forma plural (*cabras*, *teléfonos*). Los sustantivos tradicionalmente son agrupados en sustantivos propios y sustantivos comunes. Los **sustantivos propios** son nombres de personas específicas o entidades y usualmente son escritos en mayúscula. Por el otro lado tenemos a los **sustantivos comunes** que en algunos lenguajes se dividen en sustantivos contables e incontables.

Los **sustantivos contables** son aquellos que permiten establecer su número en unidades. En general esta clase posee forma singular y plural (*silla/s*, *dedo/s*). Por otro lado, los **sustantivos incontables** se refieren a sustantivos que no se puede determinar su número en unidades (*harina*, *nieve*, *azúcar*).

Los **verbos** son una clase de palabras que incluye a la mayoría de las palabras referidas a acciones y procesos. Tienen ciertas formas morfológicas como tiempo, modo, persona, regularidad, etc. Además, el verbo puede concordar en género, persona y número con algunos de sus argumentos o complementos (a los que normalmente se conoce como sujeto, objeto, etc.). En español concuerda con el

sujeto siempre en número y casi siempre en persona (la excepción es el caso del llamado sujeto inclusivo: *Los españoles somos así*).

Algunos ejemplos:

Marisol *canta* una ópera.

La comida *está* caliente.

La tercera clase abierta de palabras son los **adjetivos**: las palabras pertenecientes a esta clase expresan propiedades o cualidades. Por ejemplo *Ese hombre es alto*. Los adjetivos tienen género y número al igual que los sustantivos. El género y el número de los adjetivos depende del sustantivo al que acompañan. Hay adjetivos que presentan una sola forma para el masculino y para el femenino. Son adjetivos de una sola terminación (verde, especial, amable, grande, etc.). Por el otro lado, los adjetivos de dos terminaciones presentan distintas formas para el masculino y el femenino (feo-fea, pequeño-pequeña, blanco-blanca, etc.). Se clasifican en:

- **Determinativos**: Preceden al sustantivo, lo concretan y lo presentan
 - **Demostrativos**: *Esta* niña
 - **Posesivos**: *Mi* niña
 - **Numerales**: *Tres* niñas
 - **Indefinidos**: *Algunas* niñas
 - **Exclamativos**: ¡*Qué* niña!
 - **Interrogativos**: ¿*Qué* niña?
- **Calificativos**: Califican al sustantivo, es decir, añaden cualidades al sustantivo:

Los adjetivos calificativos se dividen en especificativos y explicativos o epítetos.

Los **adjetivos calificativos especificativos** son aquellos que concretan el significado del sustantivo. Suelen aparecer detrás del sustantivo.

Ej: Quiero una corbata *azul*.

Los **adjetivos calificativos explicativos o epítetos** indican cualidades que ya de por sí lleva el sustantivo. Suelen ir delante del sustantivo.

Ej: *Blanca* nieve, *Verde* hierba.

Los **adverbios** son otro ejemplo de clase abierta de palabras: se definen como modificadores del verbo, adjetivo o de otro adverbio. Tradicionalmente se dividen en:

- **Adverbios de lugar**: aquí, allí, ahí, allá, acá, arriba, abajo, cerca, lejos, delante, detrás, encima, debajo, enfrente, atrás, alrededor, etc.
- **Adverbios de tiempo absoluto**: pronto, tarde, temprano, todavía, aún, ya, ayer, hoy, mañana, siempre, nunca, jamás, próximamente, prontamente, anoche, enseguida, ahora, mientras.
- **Adverbios de modo**: bien, mal, regular, despacio, deprisa, así, tal, como, aprisa, adrede, peor, mejor, fielmente, estupendamente, fácilmente - todas las que se formen con las terminaciones "mente".

- **Adverbios de cantidad o grado:** muy, poco, muy poco, mucho, bastante, más, menos, algo, demasiado, casi, sólo, solamente, tan, tanto, todo, nada, aproximadamente.

Por otro lado tenemos las clases cerradas de palabras. Primero hacemos una vista rápida para luego definir las con más detalle:

- **Preposiciones:** a, ante, bajo, cabe, con, contra, de, desde, en, entre, hacia, hasta, para, por, pro, según, sin, so, sobre y tras
- **Determinantes**
- **Pronombres**
- **Conjunciones**
- **Verbos auxiliares**
- **Numerales**

Los **determinantes** son clases cerradas de palabras que ocurren con sustantivos, generalmente marcando el principio de una frase sustantiva. Un pequeño subtipo de determinantes es el artículo: *a, el*. Otros determinantes incluyen *ese* (como en *el libro ese*).

Las **preposiciones** son enlaces que relacionan los componentes de una oración para brindarles sentido. La unión se lleva a cabo con una o varias palabras. La significación que dan las preposiciones responde a circunstancias de movimiento, lugar, tiempo, modo, causa, posesión, pertenencia, materia y procedencia.

Algunos ejemplos:

Me levanté de la cama **a** las ocho de la mañana.

Dejé mis cuadernos **sobre** el sillón.

Corrí apresurado **hacia** la calle pero no logré divisarte.

Lucía se divierte **con** sus muñecas.

Las **conjunciones** son utilizadas para unir dos frases, cláusulas o sentencias. Las conjunciones coordinantes como *y, o* unen dos elementos de igual estado. Las conjunciones subordinativas son utilizadas cuando uno de los elementos es de algún tipo de estado integrado. Por ejemplo *Me molestó **que** no me lo dijeras*.

Los **verbos auxiliares** son verbos que proporcionan información gramatical y semántica adicional a un verbo de significado completo. Dichos verbos auxiliares brindan la información gramatical de modo, tiempo, persona y número y las formas no personales. Por ejemplo *¿por qué no **has** llegado a la hora prevista?* o también *La avenida principal de la ciudad **fue** clausurada por obras de refacción*.

Los **pronombres** son formas que generalmente actúan como una clase de atajo para referirse a alguna frase sustantiva, entidad o evento. Los **pronombres personales** hacen referencia a personas o entidades (Yo, tú, él, ella, nosotros, ellos, etc.), Los **pronombres posesivos** son formas de pronombres personales que indican una posesión actual o mas generalmente solo una relacion abstracta entre la persona y algun objeto (mío, tuyo, suyo, mi, nuestro, etc.)

Los **determinantes numerales** son los que expresan de modo preciso y exacto la cantidad de objetos designados por el sustantivo al que acompañan, delimitan o designan. Limitan el significado general del sustantivo, precisando con exactitud la cantidad de objetos que aquel designa o el lugar de orden que ocupan. Los numerales pueden ser de varias clases. Los más importantes son:

Cardinales: informan una cantidad exacta:
Quiero *cuatro* libros.

Ordinales: informan del orden de colocación:
Quiero el *cuarto* libro.

Fraccionarios: informan de particiones de la unidad:
Quiero la *cuarta* parte.

Multiplicativos: informan de múltiplos:
Quiero *dobles* raciones.

2.3. Conjuntos de etiquetas

2.4. Corpus

Un corpus es una colección o cuerpo de textos en formato electrónico. El plural es corpora.

2.5. Etiquetadores gramaticales automáticos

Como se mencionó anteriormente, el etiquetado gramatical es el proceso de asignar una etiqueta gramatical a cada palabra dentro de un texto. Generalmente las etiquetas gramaticales también son aplicadas a los signos de puntuación, por lo tanto el etiquetado requiere que los signos de puntuación sean separados de las palabras. Este proceso se realiza previamente o como parte del etiquetado y es conocido como *tokenización*; es el proceso encargado de separar puntos, comas, paréntesis y otros caracteres de las palabras así como también desambiguar el fin de oración (por ejemplo un punto o signo de pregunta) de un signo de puntuación (como en una abreviación por ejemplo *etc.*)

La entrada para un algoritmo de etiquetación automática es una cadena de palabras y un conjunto de etiquetas. La salida es la mejor etiqueta encontrada para cada palabra. Consideremos las siguientes oraciones etiquetadas gramaticalmente:

Book/VB that/DT flight/NN ./.

Does/VBZ that/DT flight/NN serve/VB dinner/NN ?/.

Asignar una etiqueta gramatical a una palabra no es una tarea trivial incluso en estos sencillos ejemplos. Por ejemplo, la palabra *book* es ambigua. Es decir que tiene más de un uso posible y por lo tanto más de una etiqueta gramatical posible. Puede ser un verbo (como en **book that flight** o **book the suspect**) o un sustantivo (como en *hand me that book* o *a book of matches*).

Análogamente *that* puede ser un determinante (como en *Does **that** flight serve dinner*) o un complementador (como en *I thought **that** your flight was earlier*).

El problema del etiquetado gramatical reside en resolver estas ambigüedades, eligiendo la etiqueta adecuada según el contexto. ¿Pero qué magnitud tiene el problema de la ambigüedad de las palabras? Podemos apreciar que la mayoría de las palabras en inglés no son ambiguas, o lo que es lo mismo, tienen una única etiqueta posible. Pero sin embargo muchas de las palabras más comunes del inglés son ambiguas, es decir que las palabras más utilizadas, las que se emplean con mayor frecuencia, pueden tener más de una etiqueta. Por ejemplo *can* puede ser un auxiliar (puede), un sustantivo (lata o contenedor de metal) o un verbo (poner algo en la lata).

Afortunadamente muchas de las palabras ambiguas son fácilmente desambiguables. Esto sucede porque las etiquetas asociadas a una palabra no suelen ocurrir con la misma frecuencia. Por ejemplo *a* puede ser un determinante o la letra *a* (quizás como parte de un acrónimo o una inicial), pero es preciso notar que el sentido de *a* es mucho más frecuente como determinante que como letra. Es decir que es mucho más frecuente encontrar *a* en oraciones como *My father bought **a** new car* o *There is **a** hair in my soup* que en oraciones como *Written by **A.** Kamio* o *The letter **a** is the first letter of the alphabet*.

Existen distintos métodos computacionales para asignar una etiqueta gramatical a una palabra. La mayoría de los algoritmos de etiquetado automático pertenecen a una de dos clases: etiquetadores basados en reglas o etiquetadores estocásticos.

Los etiquetadores basados en reglas generalmente incluyen una gran cantidad de reglas de desambiguación escritas a mano que especifican, por ejemplo, que una palabra ambigua es un sustantivo antes que un verbo si es seguida por un determinante.

Los etiquetadores estocásticos generalmente resuelven la ambigüedad de etiquetas utilizando un corpus de entrenamiento del cual “aprenden” como etiquetar. Este aprendizaje se realiza extrayendo información sobre la probabilidad de que una palabra dada tenga cierta etiqueta en cierto contexto.

Adicionalmente existe una tercera clase de etiquetadores que es una mezcla de estos dos: etiquetadores basados en la transformación. Como los etiquetadores basados en reglas, están basados en reglas que determinan cuando una palabra ambigua debe tener cierta etiqueta. Y como los etiquetadores estocásticos tienen un componente de aprendizaje automático: las reglas son inducidas automáticamente de un corpus de entrenamiento previamente etiquetado.

2.5.1. Etiquetadores gramaticales basados en reglas

Los primeros algoritmos de asignación de etiquetas gramaticales estaban basados en un proceso de dos partes. En la primer etapa utilizaban un diccionario para asignar a cada palabra una lista de potenciales etiquetas gramaticales. En la segunda etapa utilizaban grandes listas de reglas de desambiguación escritas a mano para reducir la lista de etiquetas hasta llegar a una para cada palabra. De esta manera eliminaban las etiquetas inconsistentes con el contexto.

Las aproximaciones modernas de etiquetado gramatical basado en reglas mantienen los principios originales teniendo en cuenta que los diccionarios y el conjunto de reglas han adquirido un tamaño considerablemente mayor. Los

etiquetadores actuales manejan alrededor de 3800 reglas y un diccionario de etiquetas del orden de las 56.000 entradas para el idioma inglés.

2.5.2. Etiquetadores gramaticales estocásticos

La inclusión de probabilidades en el proceso de etiquetación gramatical no es una idea nueva. Surge como una consecuencia natural a partir del hecho de que una palabra es empleada con un sentido gramatical mucho más frecuentemente que con otro. Como mencionamos anteriormente, *a* es mucho más frecuentemente utilizada como determinante que como letra. Y también a partir de la construcción gramatical; cierta etiqueta es más frecuentemente precedida por ciertas otra/s. Por ejemplo, como mencionamos antes, los pronombres posesivos generalmente son sucedidos por verbos. Es decir que es más probable encontrar oraciones cuyas palabras estén etiquetadas como PP sucedido por NN que PP sucedido por otra etiqueta.

A continuación vamos a presentar 2 tipos de etiquetadores gramaticales estocásticos: etiquetadores estocásticos basados en el modelo oculto de Markov o simplemente etiquetadores HMM ¹ y etiquetadores estocásticos basados en el modelo de máxima entropía.

2.5.3. Etiquetadores gramaticales basado en HMM

El uso del modelo oculto de Markov para realizar etiquetado gramatical es un caso especial de la inferencia bayesiana, un paradigma que fué conocido a partir del trabajo de Bayes (1763). La inferencia Bayesiana o clasificación Bayesiana fue aplicada exitosamente a problemas del lenguaje a partir de 1950. La clasificación bayesiana puede apreciarse como una tarea para la cual contamos con un conjunto de observaciones y el trabajo consiste en determinar a que conjunto de clases pertenece. En lo que respecta al etiquetado gramatical, se puede utilizar este mismo concepto para tratarlo como una tarea de clasificación de secuencia. En ese caso, la observación será una secuencia de palabras (digamos una oración) para la cual el trabajo consiste en asignar una secuencia de etiquetas gramaticales. Como ejemplo tomemos la oración que aparece a continuación:

Secretariat is expected to race tomorrow

En este caso las observaciones son la secuencia de palabras (es decir la oración misma) y nuestro objetivo es asignarles las etiquetas correspondientes. Ya que una palabra puede ser ambigua y tener más de una etiqueta posible, hay una pregunta clave que debemos hacernos: ¿Cuál es la mejor secuencia de etiquetas que corresponden a esta secuencia de palabras? La interpretación bayesiana comienza considerando todas las posibles secuencias de clases –en nuestro caso, todas las posibles secuencias de etiquetas gramaticales. El objetivo aquí es elegir la secuencia de etiquetas que es más probable dada la secuencia de observaciones de n palabras w_1^n . En otras palabras, queremos obtener, de todas las secuencias de n etiquetas t_1^n la secuencia de etiquetas tal que $P(t_1^n | w_1^n)$ sea mayor. Utilizaremos la notación $\hat{}$ para decir “nuestra estimación de la secuencia de etiquetas correcta”.

¹Por las siglas en inglés de Hidden Markov Model

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} fP(t_1^n|w_1^n) \quad (1)$$

La ecuación anterior se lee así: de todas las secuencias de etiquetas de longitud n , queremos la secuencia particular t_1^n que maximiza el lado derecho.

Mientras que esta ecuación nos garantiza obtener la secuencia de etiquetas óptima, todavía no queda del todo claro como utilizarla. Es decir, para una secuencia de etiquetas dada t_1^n y una secuencia de palabras w_1^n , no sabemos como computar directamente $P(t_1^n|w_1^n)$. Aquí entra en juego la clasificación Bayesiana, ofreciendo una forma de transformar la ecuación en un conjunto de otras probabilidades más sencillas de computar. Las reglas de Bayes reemplazan la probabilidad condicional $P(x|y)$ por otras tres probabilidades:

$$P(x|y) = \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)} \quad (2)$$

Podemos sustituir (2) en (1) para obtener (3):

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} \frac{P(w_1^n|t_1^n)P(t_1^n)}{P(w_1^n)} \quad (3)$$

Convenientemente podemos simplificar (3) eliminando el denominador $P(w_1^n)$. Esto sucede ya que estamos eligiendo una de todas las secuencias de etiquetas, computando $\frac{P(w_1^n|t_1^n)P(t_1^n)}{P(w_1^n)}$ en cada una de ellas. Pero $P(w_1^n)$ no cambia en ninguna secuencia de etiquetas, entonces estamos preguntando siempre por la misma observación w_1^n , que tiene la misma probabilidad $P(w_1^n)$. Por lo tanto podemos quitar el denominador con la garantía de que el máximo sea el mismo:

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} P(w_1^n|t_1^n)P(t_1^n) \quad (4)$$

En resumen, la secuencia de etiquetas más probable \hat{t}_1^n dada alguna palabra w_1^n puede ser computada tomando el producto de dos probabilidades para cada secuencia de etiquetas y eligiendo la secuencia que lo maximiza.

Desafortunadamente todavía sigue siendo muy difícil computar esta ecuación directamente. Los etiquetadores gramaticales basados en HMM realizan dos suposiciones simplificadoras. La primera es que la probabilidad de aparición de una palabra depende solo de su etiqueta gramatical, es decir que es independiente de las palabras y etiquetas que tiene alrededor. Más técnicamente:

$$P(w_1^n|t_1^n) \approx \prod_{i=1}^n P(w_i|t_i) \quad (5)$$

La segunda suposición es que la probabilidad de aparición de una etiqueta gramatical depende solo de la etiqueta previa (sin tener en cuenta las etiquetas anteriores a la etiquetaa previa), esto es la suposición de bigrama.

$$P(t_1^n) \approx \prod_{i=1}^n P(t_i|t_{i-1}) \quad (6)$$

Utilizando estas suposiciones obtenemos esta nueva ecuación, la cual es utilizada por los etiquetadores gramaticales basados en bigramas para estimar la secuencia de etiquetas gramaticales más probable.

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} P(t_1^n | w_1^n) \approx \operatorname{argmax}_{t_1^n} \prod_{i=1}^n P(w_i | t_i) P(t_i | t_{i-1}) \quad (7)$$

La ecuación anterior contiene dos clases de probabilidades, probabilidades de transición de etiquetas y probabilidades de palabras. Tomemos un momento para ver que es lo que representan estas probabilidades.

Las probabilidades de transición de etiquetas, $P(t_i | t_{i-1})$, representan la probabilidad de que ocurra una etiqueta dada la etiqueta previa. Por ejemplo, es muy probable que un determinante preceda a un adjetivo o a un sustantivo, como *that/DD flight/NN* y *the/DT yellow/JJ hat/NN*. Por lo tanto esperamos que las probabilidades $P(NN|DT)$ y $P(JJ|DT)$ sean altas.

Por otro lado, es infrecuente que los adjetivos precedan a los determinantes, entonces la probabilidad $P(DT|JJ)$ será pequeña. Podemos computar la máxima probabilidad estimada o MLE ² de una probabilidad de transición de etiquetas $P(NN|DT)$ etiquetando y contando las etiquetas gramaticales en un corpus. Esto es: de todas las veces que vemos DT, cuántas de esas veces vemos NN después de DT. Lo expresamos más formalmente con el siguiente cociente:

$$P(t_i | t_{i-1}) = \frac{C(t_{i-1}, t_i)}{C(t_i)} \quad (8)$$

Elijamos un corpus específico para examinar, por ejemplo el corpus Brown. Éste es un corpus de 1 millón de palabras de Inglés Americano. El corpus Brown ha sido etiquetado dos veces, la primera en los años sesenta con el conjunto de etiquetas 87-tag y de vuelta en los años noventa con el conjunto de etiquetas Treebank. En el corpus Brown etiquetado con el conjunto de etiquetas Treebank, la etiqueta DT ocurre 116.454 veces. De esas veces, DT es seguido por NN 56.509 veces. Por lo tanto el MLE de esta probabilidad de transición se calcula como sigue:

$$P(NN|DT) = \frac{C(DT, NN)}{C(DT)} = \frac{56509}{116454} = .49 \quad (9)$$

Claramente la probabilidad de obtener un sustantivo común después de un determinante es .49 y de hecho alta como sospechábamos.

Por otro lado las probabilidades de la palabra, $P(w_i | t_i)$, representan la probabilidad de que dada una etiqueta esta esté asociada con cierta palabra. Por ejemplo si tenemos la etiqueta VBZ (verbo singular de tiempo presente en tercera persona) y quisiéramos adivinar el verbo asociado a esa etiqueta, probablemente elegiríamos el verbo *is*³, debido a que el verbo *to be* es muy común en inglés. Podemos computar $P(is|VBZ)$ de nuevo contando de cuántas veces que vemos VBZ en un corpus cuántas de esas veces VBZ está etiquetando la palabra *is*. Esto es computar el siguiente cociente:

$$P(w_i | t_i) = \frac{C(t_i, w_i)}{C(t_i)} \quad (10)$$

²Por sus siglas en inglés Maximum Likelihood Estimated

³*is* es el presente en tercera persona del verbo *to be*

En el corpus Brown etiquetado con Treebank, la etiqueta VBZ ocurre 21.627 veces y VBZ es la etiqueta para *is* 10.073 veces. Entonces:

$$P(is|VBZ) = \frac{C(VBZ, is)}{C(VBZ)} = \frac{10,073}{21,627} = 0,47 \quad (11)$$

En resumen, el etiquetado HMM es la tarea de elegir con la mayor probabilidad una secuencia de etiquetas para una secuencia de palabras dada. HMM incluye la suposición de ciertos hechos para simplificar las ecuaciones originales mejorando así la eficiencia de los cálculos.

2.6. Corpora de entrenamiento y corpora de verificación

Los etiquetadores gramaticales que se basan en modelos estocásticos poseen un proceso de entrenamiento sobre un corpus etiquetado previamente en el cual se generan las probabilidades que se utilizan para tomar decisiones frente a palabras ambiguas.

Este corpus de entrenamiento necesita ser cuidadosamente considerado. Si el corpus de entrenamiento es muy específico al dominio, es decir que el corpus de entrenamiento de alguna manera es similar al corpus que se desea etiquetar, las probabilidades van a ser muy ajustadas y no tendrá un buen rendimiento en oraciones de diferentes dominios. Pero si el corpus de entrenamiento es muy general, estas probabilidades no van a llegar a hacer el trabajo suficiente de reflejar el dominio.

Supongamos que estamos intentando etiquetar una oración particular. Si nuestra oración es parte del corpus de entrenamiento, las probabilidades de las etiquetas para esa oración van a ser extraordinariamente precisas y vamos a sobreestimar la precisión de nuestro etiquetador. Se desprende como conclusión que el corpus de entrenamiento no debe ser parcial incluyendo esa oración. Por lo tanto, al trabajar con etiquetadores basados en modelos estocásticos, dado un corpus de datos relevante, es una tarea habitual dividir los datos en un corpus de entrenamiento y un corpus de verificación.

Una vez realizada esta división se entrena el etiquetador con el corpus de entrenamiento, se ejecuta el proceso de etiquetación y luego se comparan los resultados con el corpus de verificación.

En general existen dos métodos para entrenar y verificar un etiquetador gramatical. En el primer método, se divide el corpus disponible en tres partes: un corpus de entrenamiento, un corpus de verificación y un corpus de test de desarrollo. Se entrena el etiquetador con el corpus de entrenamiento. Entonces se utiliza el corpus de test de desarrollo (también llamado *devtest*) para eventualmente afinar o ajustar algunos parámetros y en general decidir cual es el mejor modelo. Una vez que se elige el supuesto mejor modelo, se corre contra el corpus de verificación para ver su rendimiento.

En el segundo método de entrenamiento y verificación, se elige aleatoriamente una división de corpus de entrenamiento y verificación para nuestros datos. Se entrena el etiquetador y luego se calcula el error en el corpus de verificación. A continuación se repite con un corpus de entrenamiento y de verificación diferente seleccionado aleatoriamente.

La repetición de este proceso, llamado validación cruzada, generalmente es realizada 10 veces. Luego se promedian esas 10 corridas para obtener un promedio en la proporción del error.

Al comparar modelos es importante utilizar verificaciones estadísticas para determinar si la diferencia entre los modelos es significativa.

2.7. Evaluación de etiquetadores gramaticales

Los etiquetadores gramaticales generalmente son evaluados comparando su precisión contra un corpus de verificación Gold Standard etiquetado por humanos. Definimos precisión como el porcentaje de todas las etiquetas en el corpus de verificación donde el etiquetador y el Gold standard concuerdan. Los algoritmos más corrientes de etiquetado gramatical tienen una precisión alrededor del 96 %-97 % para corpus de etiquetas simples como el corpus del Penn Treebank. Estas precisiones son para palabras y puntuaciones, la precisión para palabras solas es menor.

Naturalmente uno tiende a preguntarse qué tan bueno es un 97 %. El rendimiento de un proceso de etiquetado puede ser comparado contra un límite inferior y un límite superior. Una manera de establecer un límite superior es ver que tan bien realizan la tarea los humanos.

Marcus, por ejemplo, encontró que los etiquetadores humanos concuerdan alrededor del 96 %-97 % de las etiquetas en la versión Penn Treebank del corpus Brown. Esto sugiere que el Gold Standard debe tener un 3 %-4 % de margen de error, y por lo tanto no tiene sentido obtener una precisión del 100 %. Ratnaparkhi mostró que en las palabras donde su etiquetador ha tenido problemas de ambigüedad de etiquetación fueron exactamente las mismas en donde los humanos han etiquetado inconsistentemente en el corpus de entrenamiento. Dos experimentos por Voutilainen encontraron que cuando a los humanos se les permitió discutir etiquetas, alcanzaron un consenso en el 100 % de las etiquetas.

Por otro lado el límite inferior sugerido por Gale es elegir la etiqueta más probable con unigrama para cada palabra ambigua. La etiqueta más probable para cada palabra puede ser computada desde un corpus etiquetado a mano (que puede ser el mismo que el corpus de entrenamiento para el etiquetador que está siendo evaluado).

2.8. Análisis de error

Para mejorar el rendimiento de un etiquetador gramatical necesitamos entender donde está funcionando mal. Por eso el análisis de error tiene un papel preponderante. Esta tarea se realiza construyendo una matriz de confusión o tabla de contingencia. Una matriz de confusión es una matriz de $n \times n$ donde la celda (x, y) contiene el número de veces que una palabra con correcta etiqueta x fué etiquetada por el modelo como y . Por ejemplo, la siguiente tabla muestra una porción de la matriz de confusión para los experimentos de etiquetado con HMM de Franz.

	IN	JJ	NN	NNP	RB	VBD	VBN
IN	-	.2			.7		
JJ	.2	-	3.3	2.1	1.7	.2	2.7
NN		8.7	-				.2
NNP	.2	3.3	4.1	-	.2		
RB	2.2	2.0	.5		-		
VBD		.3	.5			-	4.4
VBN		2.8				2.6	-

Las etiquetas de la fila indican las etiquetas correctas, las etiquetas de las columnas indican las etiquetas asignadas por el etiquetador, y cada celda indica el porcentaje del error de etiquetado general. Por lo tanto 4.4 % del total de errores fueron causados por fallida etiquetacion de VBD como VBN. La matriz anterior y el análisis de error relacionado en Franz, Kupiec y Ratnaparkhi sugieren que algunos de los mayores problemas que encaran los etiquetadores actuales son:

1. NN contra NNP contra JJ: Estas etiquetas son difíciles de distinguir. Es especialmente importante distinguir entre sustantivos propios para extracción de la información y traducción automática.
2. RP contra RB contra IN: Todas estas etiquetas pueden aparecer en secuencias de satélites inmediatamente después del verbo.
3. VBD contra VBN contra JJ: Distinguir estas etiquetas es importante para el *parsing* parcial (los participios son utilizados para encontrar pasivos), y para etiquetar correctamente los ejes de frases nominales.

El análisis de error es una parte crucial de cualquier aplicación lingüística computacional. Puede ayudar a encontrar *bugs*, encontrar problemas en los datos de entrenamiento y lo más importante, ayuda en el desarrollo de conocimiento y/o algoritmos para utilizar en la solución de problemas.

2.9. Palabras desconocidas

Todos los algoritmos de etiquetado gramatical presentados anteriormente requieren un diccionario que liste las posibles etiquetas de cada palabra para que posteriormente el proceso de etiquetado se encargue de identificar la etiqueta correcta. Pero claro, hay un problema, incluso el diccionario más grande no es capaz de contener cada palabra posible. Los sustantivos propios y los acrónimos son creados muy frecuentemente, incluso nuevos sustantivos comunes y verbos ingresan al lenguaje en una proporción sorprendente. Por lo tanto, para construir un etiquetador completo no podemos utilizar siempre un diccionario para obtener $P(w_i|t_i)$. Necesitamos algún método para adivinar la etiqueta de una palabra desconocida.

El algoritmo más básico para manejar palabras desconocidas es suponer que cada palabra desconocida es ambigua entre todas las posibles etiquetas, con igual probabilidad. Entonces el etiquetador debe confiar únicamente en etiquetas contextuales para sugerir la etiqueta adecuada. Un algoritmo ligeramente más complejo está basado en la idea de que la distribución de probabilidad de las etiquetas sobre las palabras desconocidas es muy similar a la distribución de las etiquetas sobre palabras que ocurren solo una vez en un corpus de entrenamiento, una idea sugerida por Baayen y Sproat (1996) y Dermatas y

Kokkinakis (1995). Estas palabras que ocurren solo una vez son conocidas como *hapax legomena*.

Por ejemplo, palabras desconocidas y *hapax legomena* son similares en el hecho de que son más probables de ser sustantivos, seguidos por verbos, pero infrecuentemente suelen ser determinantes o intersecciones. Entonces la probabilidad $P(w_i|t_i)$ para una palabra desconocida es determinada por el promedio de la distribución sobre todos los conjuntos de palabras de un solo elemento en el corpus de entrenamiento. En resumen, la idea es utilizar “cosas que hemos visto una vez” como un estimador para “cosas que nunca hemos visto”.

La mayoría de los algoritmos para palabras desconocidas, de todas maneras, hace uso de una fuente de información mucho más poderosa: la morfología de las palabras. Para el inglés, por ejemplo, palabras que terminadas en *s* tienden a ser sustantivos plurales (NNS), palabras terminadas en *ed* tienden a ser pasado participio (VBN), palabras terminadas en *able* tienden a ser adjetivos (JJ), y así. Incluso si nunca vimos una palabra, podemos utilizar hechos sobre su forma morfológica para adivinar su etiqueta. Al lado del conocimiento morfológico, la información ortográfica puede ser de mucha ayuda. Por ejemplo, palabras que comienzan con letras mayúsculas generalmente son nombres propios (NP). La presencia de un guión es también una característica útil; las palabras con guión en la versión Brown del Treebank son más probables de ser adjetivos (JJ). Esta prevalencia de JJs es causada por las instrucciones de etiquetado para el Treebank, que especifican que modificadores prenominales deben ser etiquetados como JJ si contienen un guión.

¿Cómo son combinadas y utilizadas estas características en los etiquetadores gramaticales? Un método es entrenar por separado estimadores de probabilidad para cada característica, asumiendo independencia, y multiplicando las probabilidades. Weischedel (1993) construyó un modelo así, basado en cuatro clases específicas. Utilizaron 3 terminaciones infleccionales (*ed*, *s*, *ing*), 32 terminaciones derivacionales (como *ion*, *al*, *ive* y *ly*), 4 valores de mayúscula dependiendo si una palabra es inicio de oración (+/- mayúscula, +/- inicio) y donde una palabra fué guionada. Para cada característica, entrenaron estimadores de máxima verosimilitud de la probabilidad de la característica dada una etiqueta desde un corpus de entrenamiento etiquetado. Entonces combinaron las características para estimar la probabilidad de una palabra desconocida asumiendo independencia y multiplicando:

$$P(w_i|t_i) = p(\text{palabra desconocida}|t_i)p(\text{mayúscula}|t_i)p(\text{final/guion}|t_i) \quad (12)$$

Otro acercamiento basado en HMM, debido a Samuelsson (1993) y Brants (2000), generaliza el uso de morfología en una manera basada en datos. En este acercamiento, en vez de preseleccionar ciertos sufijos a mano, todas las secuencias finales de letras de todas las palabras son consideradas. Consideran sufijos menores a diez letras, computando para cada sufijo de longitud i la probabilidad de la etiqueta t_i :

$$P(t_i|l_{n-i+1}, \dots, l_n) \quad (13)$$

0m Estas probabilidades son suavizadas utilizando sucesivamente menores y menores sufijos. Esta información de sufijos es mantenida para palabras en mayúscula y minúscula.

En general, la mayoría de los modelos de palabras desconocidas intentan capturar el hecho de que las palabras desconocidas son improbable de ser clases

cerradas de palabras como las preposiciones. Brants modela este hecho computando solamente las probabilidades de sufijos desde el corpus de entrenamiento para palabras cuya frecuencia en el corpus de entrenamiento es ≤ 10 .

2.10. Etiquetador Gramatical TnT

TnT(Trigrams' n'Tags) es un etiquetador gramatical estocástico basado en HMM. Según Brants este etiquetador tiene un rendimiento mejor o igual a otros etiquetadores actuales de diferentes bases teóricas, incluyendo etiquetadores basados en máxima entropía.

2.10.1. Modelo teórico

TnT utiliza modelos de Markov de segundo orden para la etiquetación gramatical. Técnicamente calcula, dada una secuencia de T palabras w_1, \dots, w_T

$$\operatorname{argmax}_{t_1, \dots, t_T} \left[\prod_{i=1}^T P(t_i | t_{i-1}, t_{i-2}) P(w_i | t_i) \right] P(t_{T+1} | t_T) \quad (14)$$

para hallar las etiquetas t_1, \dots, t_T . Las etiquetas adicionales t_{-1}, t_0 y t_T son delimitadores del principio y el final de la secuencia. Estas etiquetas adicionales mejoran levemente los resultados del etiquetado marcando una particularidad de TnT con respecto a otros etiquetadores. Las probabilidades son estimadas desde un corpus etiquetado previamente (el ya mencionado corpus de entrenamiento). Para ello TnT utiliza probabilidades de máxima verosimilitud \hat{P} obtenidas a partir de la frecuencia relativa y luego aplica una técnica de suavizado

$$\text{Unigramas: } \hat{P}(t_3) = \frac{f(t_3)}{N} \quad (15)$$

$$\text{Bigramas: } \hat{P}(t_3 | t_2) = \frac{f(t_2, t_3)}{f(t_2)} \quad (16)$$

$$\text{Trigramas: } \hat{P}(t_3 | t_1, t_2) = \frac{f(t_1, t_2, t_3)}{f(t_1, t_2)} \quad (17)$$

$$\text{Léxico: } \hat{P}(w_3 | t_3) = \frac{f(w_3, t_3)}{f(t_3)} \quad (18)$$

donde t_1, t_2 y t_3 pertenecen al conjunto de etiquetas y w_3 pertenece al lexicon. N es el número de *tokens* del corpus de entrenamiento. La probabilidad de máxima verosimilitud se calcula como cero si el denominador o el nominador son cero.

2.10.2. Suavizado

TnT aplica una técnica de suavizado sobre las frecuencias contextuales. Esto tiene lugar debido al problema de los datos esparsos en las probabilidades de los trigramas. Es decir, no hay suficientes instancias de cada trigramma para calcular confiablemente su probabilidad asociada. Incluso estableciendo a cero la probabilidad de un trigramma que no aparece en el corpus genera el efecto indeseado de convertir la probabilidad de una secuencia completa en cero. TnT utiliza interpolación lineal de unigramas, bigramas y trigramas para realizar

este proceso de suavizado. Es decir que se estima la probabilidad de un trigramas como sigue

$$P(t_3|t_1, t_2) = \lambda_1 \hat{P}(t_3) + \lambda_2 \hat{P}(t_3|t_2) + \lambda_3 \hat{P}(t_3|t_1, t_2) \quad (19)$$

donde \hat{P} son los estimadores de máxima verosimilitud presentados anteriormente y λ_1 , λ_2 y λ_3 son los pesos asociados a estos estimadores, tales que $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$. TnT utiliza interpolación lineal con independencia de contexto. Es decir que λ_1, λ_2 y λ_3 tienen el mismo valor para todos los trigramas, o lo que es lo mismo, λ_1, λ_2 y λ_3 son independientes del trigramas que se está calculando. Los valores λ_1, λ_2 y λ_3 son estimados por interpolación de borrado. La idea es que se dará mayor peso a la información de unigramas, bigramas o trigramas más abundantes. A continuación se presenta el algoritmo utilizado para realizar esta tarea

Algoritmo 1 Cálculo de λ_1, λ_2 y $\lambda_3 = 0$

Establecer $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$
por cada trigramas t_1, t_2, t_3 con $f(t_1, t_2, t_3) > 0$
 según el máximo de los tres valores siguientes:
 caso $\frac{f(t_1, t_2, t_3)-1}{f(t_1, t_2)-1}$: incrementar λ_1 en $f(t_1, t_2, t_3)$
 caso $\frac{f(t_2, t_3)-1}{f(t_2)-1}$: incrementar λ_2 en $f(t_1, t_2, t_3)$
 caso $\frac{f(t_3)-1}{N-1}$: incrementar λ_3 en $f(t_1, t_2, t_3)$
 fin
fin
normalizar λ_1, λ_2 y λ_3

2.10.3. Manejo de palabras desconocidas

TnT, al igual que muchos otros etiquetadores gramaticales, maneja las palabras desconocidas mediante análisis de sufijos. Los sufijos son fuertes predictores del tipo de palabra. Por ejemplo las palabras terminadas en *able* en el Wall Street Journal parte del Penn Treebank son adjetivos (JJ) en el 98 % de los casos (ej.: *fashionable, variable*) y sustantivos (NN) en el 2 % restante.

La distribución de probabilidades para un sufijo particular es generada a partir de todas las palabras en el corpus de entrenamiento que comparten el mismo sufijo (de alguna longitud máxima predefinida). El término sufijo se entiende en este contexto como la secuencia final de letras de una palabra, que no coincide necesariamente con el significado lingüístico de sufijo.

La fórmula utilizada para calcular la probabilidad de que una etiqueta pertenezca a cierto sufijo es $P(t|l_{n-m+1}, \dots, l_n)$, es decir, la probabilidad de una etiqueta t dadas las últimas letras l_i de una palabra de n letras. TnT aplica una técnica de suavizado utilizando sufijos cada vez más pequeños aplicando un peso θ_i a cada uno:

$$P(t|l_{n-m+1}, \dots, l_n) = \frac{\hat{P}(t|l_{n-i+1}, \dots, l_n) + \theta_i P(t|l_{n-i}, \dots, l_n)}{1 + \theta_i} \quad (20)$$

para $i = m, \dots, 0$, utilizando el estimador de máxima verosimilitud \hat{P} para las

frecuencias en el lexicon, los pesos θ_i y el caso base

$$P(t) = \hat{P}(t) \quad (21)$$

El estimador de máxima verosimilitud para un sufijo de longitud i es

$$\hat{P}(t|l_{n-i+1}, \dots, l_n) = \frac{f(t, l_{n-i+1}, \dots, l_n)}{f(l_{n-i+1}, \dots, l_n)} \quad (22)$$

TnT utiliza desvío estándar del estimador de máxima verosimilitud para calcular los pesos θ_i .

Decisiones de diseño:

1. La primer decisión de diseño que afronta TnT es encontrar un buen valor para n , la longitud máxima de sufijo utilizada. TnT elige tomar la longitud del mayor sufijo encontrado en el corpus de entrenamiento, con la restricción de que sea menor o igual a 10.
2. Se utiliza independencia de contexto para calcular θ_i , la misma idea que se utilizó para calcular λ_i .
3. Se utilizan estimadores distintos para mayúsculas y minúsculas. Es decir, se mantienen dos árboles de sufijos distintos, uno para mayúsculas y otro para minúsculas.
4. La otra decisión relevante es: ¿Qué palabras del lexicon deben ser utilizadas para el manejo de sufijos? Basándose en el hecho de que las palabras desconocidas son más probablemente infrecuentes, TnT utiliza sufijos de palabras infrecuentes. Por lo tanto, restringe el procedimiento de cálculo de probabilidades de sufijos a palabras con una frecuencia menor o igual a 10.

Adicionalmente, TnT discrimina la información sobre mayúsculas y minúsculas. Esto es debido a que las probabilidades de las etiquetas de palabras con mayúsculas son distintas a las de las palabras con minúsculas. Para llevar esto a cabo se utilizan flags en las probabilidades contextuales. En vez de

$$P(t_3|t_1, t_2) \quad (23)$$

se utiliza

$$P(t_3, c_3|t_1, c_1, t_2, c_2) \quad (24)$$

donde c_1 , c_2 y c_3 son 1 si la palabra contiene mayúsculas y 0 en otro caso. Esto es equivalente a doblar el conjunto de etiquetas y utilizar etiquetas diferentes según si la palabra aparece en mayúscula o no.

3. Desarrollo

3.1. Diccionario COBUILD

Como se menciona anteriormente, para suplir la falta de corpus de entrenamiento sin caer en la tediosa y costosa tarea de anotar un nuevo corpus

manually, se introduce una fuente de información existente y manualmente anotada. Estamos hablando de un diccionario, que no es ni más ni menos que un conjunto de palabras con su/s posible/s etiqueta/s y uno o más ejemplos en donde cada palabra aparece con cada una de esas etiquetas. El primer paso es elegir un diccionario y extraer esta información. El diccionario elegido fue COBUILD, un diccionario

Cobuild es un diccionario basado en la información del corpus Bank of English y el corpus Collins. Su siglas significan: Collins Birmingham University International Language Database.

El Bank of English forma parte del corpus Collins. Contiene 650 millones de palabras de una cuidadosa selección de fuentes, para dar un reflejo preciso y balanceado del Inglés que es usado día a día.

El corpus Collins es una base de datos con alrededor de 2.5 billones de palabras en Inglés. Contiene material escrito de websites, diarios, revistas y libros publicados en todo el mundo, y material hablado de radio, TV y conversaciones diarias.

Como el corpus es tan extenso, se pueden apreciar una gran cantidad de ejemplos de como las personas utilizan realmente las palabras. Se puede entender como son utilizadas las palabras, que significan, que palabras se utilizan juntas y que tan a menudo son utilizadas las palabras. Esta información sobre la frecuencia ha ayudado a decidir que palabras incluir en el diccionario COBUILD. Por ejemplo alrededor del 90 % del inglés hablado y escrito está constituido de aproximadamente 3.500 palabras.

El diccionario Cobuild fue concebido teniendo especial atención en los ejemplos expuestos. El proceso de agregado de palabras al diccionario es muy cuidadoso: cuando un editor quiere agregar una nueva palabra al diccionario COBUILD, busca en el corpus cada ejemplo que contenga esa palabra. La palabra aparece en una larga lista de oraciones y el editor decide cual de todos los ejemplos expresa mejor el sentido que está buscando en esa palabra. Todos los ejemplos del diccionario COBUILD son ejemplos de Inglés real, tomados del corpus Bank of English, mostrando patrones gramaticales típicos, vocabulario típico y contextos típicos para cada palabra.

3.2. Traducción de etiquetas

Ya que el diccionario COBUILD contiene una clase de etiquetas gramaticales distintas a las etiquetas gramaticales utilizadas por los corpus de verificación, se tomó la decisión de traducir estas en etiquetas de PenTreeBank.

A continuación se muestra la tabla de traducción empleada:

Cuadro 1: Tabla de traducción de etiquetas

Etiqueta COBUILD	Etiqueta PenTreeBank
coordinating conjunction	CC
coordinating conjunction	CC
number	CD
determiner	DT
determiner + countable noun in singular	DT
preposition	IN

Cuadro 1: Tabla de traducción de etiquetas

Etiqueta COBUILD	Etiqueta PenTreeBank
subordinating conjunction	IN
preposition, or adverb after verb	IN
preposition after noun	IN
adjective	JJ
classifying adjective	JJ
qualitative adjective	JJ
adjective colour	JJ
ordinal	JJ
adjective after noun	JJ
modal	MD
adverb	RB
noun	NN
uncountable noun	NN
noun singular	NN
countable or uncountable noun	NN
countable noun with supporter	NN
uncountable or countable noun	NN
noun singular with determiner	NN
mass noun	NN
uncountable noun with supporter	NN
partitive noun	NN
noun singular with determiner with supporter	NN
countable noun + of	NN
countable noun, or by + noun	NN
countable noun or partitive noun	NN
count or uncountable noun	NN
countable noun or vocative	NN
partitive noun + uncountable noun	NN
noun singular with determiner + of	NN
noun in titles	NN
noun vocative	NN
uncountable noun + of	NN
indefinite pronoun	NN
uncountable noun, or noun singular	NN
countable noun, or in + noun	NN
partitive noun + noun in plural	NN
countable or uncountable noun with supporter	NN
uncountable noun, or noun before noun	NN
uncountable or countable noun with supporter	NN
noun before noun	NN
noun plural with supporter	NNP
noun in names	NNP
proper noun or vocative	NNP
proper noun	NNP
noun plural	NNS
predeterminer	PDT
pronoun	PP

Cuadro 1: Tabla de traducción de etiquetas

Etiqueta COBUILD	Etiqueta PenTreeBank
possessive	PPS
adverb with verb	RB
adverb after verb	RB
sentence adverb	RB
adverb + adjective or adverb	RB
adverb + adjective	RB
preposition or adverb	RB
adverb after verb, or classifying adjective	RB
adverb or sentence adverb	RB
adverb with verb, or sentence adverb	RB
exclamation	UH
exclam	UH
verb	VB
verb + object	VB
verb or verb + object	VB
ergative verb	VB
verb + adjunct	VB
verb + object + adjunct	VB
verb + object <i>noun group or reflexive</i>	VB
verb + object or reporting clause	VB
verb + object (reflexive)	VB
verb + adjunct (<i>to</i>)	VB
verb + object, or phrasal verb	VB
verb + to-infinitive	VB
verb or verb + adjunct (<i>with</i>)	VB
ergative verb + adjunct	VB
verb + object + adjunct (to)	VB
verb + object, or verb + adjunct	VB
verb + object + adjunct (with)	VB
verb + adjunct (with)	VB
verb + complement	VB
verb + object, or verb	VB
verb + object + to-infinitive	VB
verb + reporting clause	VB
verb or ergative verb	VB
verb + adjunct (from)	VB
wh: used as determiner	WDT
wh: used as relative pronoun	WP
wh: used as pronoun	WP
wh: used as adverb	WRB
phrase + noun group	
convention	
combining form	
prefix	
phrasal verb	
other	
phrase	

Cuadro 1: Tabla de traducción de etiquetas

Etiqueta COBUILD	Etiqueta PenTreeBank
suffix wh phrase after noun phrase + reporting clause	

3.3. Extracción de la información

El diccionario COBUILD guarda su información en un archivo de texto plano con un formato particular. El primer desafío de este trabajo fué comprender y extraer la información almacenada en ese archivo. A continuación se muestra pequeño fragmento del mismo para ejemplificar

DICTIONARY_ENTRY

ace

aces

e!is

If you are or come within an ace of something, you very nearly do or experience it.
He came within an ace of being run over.

phrase: verb inflects

phrase

DI000183

004

DICTIONARY_ENTRY

ace

aces

e!is

A person who is ace at something is extremely good at it; an informal use.
...an ace marksman.

classifying adjective

adjective

DI000183

005

expert

DICTIONARY_ENTRY

ace

aces

e!is

If you say that something is ace, you mean that you think that it is very good;
an informal use.

Their new records really ace!

qualitative adjective or exclamation

adjective

DI000183

006
great
lousy

Cada entrada posee una cantidad variable de campos y no es posible identificarlos exactamente. Sin embargo contienen generalmente la palabra, sus formas y uno o más ejemplos donde se indica como se emplea (mediante una etiqueta gramatical). Estas entradas, que constituyen la información inicial en la que se basa este trabajo y que conforman el diccionario COBUILD, fueron cuidadosamente procesadas y refinadas intentando mantener toda la información disponible.

El primer desafío de esta etapa consistió en reconocer y registrar información relacionada a las formas flexionadas de la palabra (plurales, pasados, etc.). En muchas entradas ocurre la palabra, uno o más ejemplos en dónde esta aparece con su correspondiente uso (indicado por medio de etiquetas gramaticales) pero las apariciones dentro de los ejemplos ocurren con formas flexionadas. Tomemos como ejemplo esta entrada:

```
DICTIONARY_ENTRY
bite
bites, biting, bit, bitten
b*a*!it
If an object or surface bites, it grips another object or surface rather than slipping
on it or against it.
Let the clutch in slowly until it begins to bite.
verb
verb
DI002405
009
catch
grip
```

Aquí arriba podemos observar una entrada del diccionario para la palabra *bite*, conteniendo dos ejemplos de esta palabra con sus respectivas etiquetas gramaticales. Podemos notar que en el primer ejemplo la palabra aparece en plural; *bites*. Es decir que la entrada del diccionario nos está ofreciendo más información que la que se observa a simple vista. En el primer ejemplo la palabra aparece en plural y la entrada asigna la etiqueta *verb*. Reconociendo la forma plural de la misma (*bites*) podemos adicionarle información extra a la etiqueta *verb*, es decir que aparte de guardar la etiqueta *verb* podemos guardar la información de que ocurre en plural.

Las entradas de COBUILD exponen las formas derivadas de la palabra que pueden contener los ejemplos. En el ejemplo presentado anteriormente la palabra es *bite* y las formas derivadas de *bite* que muestra la entrada son *bites*, *biting*, *bit* y *bitten*. Con esta información y la etiqueta que fué anotada en COBUILD (*verb* en ambos casos) podemos inferir y generar información adicional para las etiquetas asignadas. Como ya mencionamos, en este caso la forma *bites* (derivada de la palabra *bite*) que aparece en el primer ejemplo posee la etiqueta *verb*. La tarea aquí será reconocer que *bites* es un verbo plural a partir de que *bites* está etiquetada como verbo y de que la palabra de la cual deriva es *bite*.

Es decir, inferir el tipo de la forma derivada a partir de la palabra y la etiqueta asignada.

Con el objetivo de identificar las formas derivadas de una palabra se desarrollaron reglas y métodos para su reconocimiento, buscando preservar y aprovechar toda la información que ofrece COBUILD. Entonces, a partir de esta información: la palabra, la forma en que ocurre y la etiqueta asignada aplicamos las siguientes reglas para agregar información adicional a la etiqueta gramatical.

Algoritmo 2 Reconocimiento de formas derivadas

Si la etiqueta asignada es

JJ:

Si la forma termina en *er* o empieza en *more* o *less* aplicar **JJR**

Si la forma termina en *est* o empieza en *most* o *least* aplicar **JJS**

RB:

Si la forma termina en *er* o empieza en *more* o *less* aplicar **RBR**

Si la forma termina en *est* o empieza en *most* o *least* aplicar **RBS**

NN:

Si la forma termina en *s* aplicar **NNS**

VB:

Si la forma termina en *ed* aplicar **VBD—VBN**

Si la forma termina en *ing* aplicar **VBG**

Si la forma es igual a la palabra y la palabra anterior es *to* aplicar **VBP**

Si la forma termina en *s* aplicar **VBZ**

3.4. Nuevo Corpus generado

3.5. Experimentación

3.6. Conclusiones