

# Índice general

|   |           |
|---|-----------|
| <b>1. Introducción</b>  | <b>1</b>  |
| 1.1. Problemática . . . . .                                   | 1         |
| 1.1.1. Lengua otomí . . . . .                                 | 1         |
| 1.1.2. Origen . . . . .                                       | 1         |
| 1.2. Objetivo . . . . .                                       | 2         |
| 1.3. Hipótesis . . . . .                                      | 2         |
| <b>2. Avances en etiquetadores automáticos</b>                | <b>3</b>  |
| 2.1. Marco teórico . . . . .                                  | 3         |
| 2.2. Estado del arte . . . . .                                | 3         |
| 2.3. Los límites de los modelos gráficos . . . . .            | 3         |
| 2.4. Conditional Random Fields . . . . .                      | 4         |
| <b>3. Etiquetador morfológico para el otomí (Metodología)</b> | <b>6</b>  |
| 3.1. Conditional Random Fields para low resources . . . . .   | 6         |
| 3.2. Corpus: otomí de Toluca . . . . .                        | 6         |
| 3.2.1. Tipos . . . . .  | 7         |
| 3.2.2. Tokens . . . . .                                       | 9         |
| 3.3. Arquitectura . . . . .                                   | 10        |
| 3.4. Feature functions . . . . .                              | 11        |
| <b>4. Experimentación y Resultados</b>                        | <b>12</b> |
| 4.1. Corpus de evaluación . . . . .                           | 12        |
| 4.2. Análisis de resultados . . . . .                         | 12        |
| <b>5. Conclusiones</b>  | <b>13</b> |

# Etiquetador automático de la morfología del otomí usando predicción estructurada

Diego Alberto Barriga Martínez

6 de abril de 2020

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Problemática

#### 1.1.1. Lengua otomí

En este trabajo se utilizará un corpus en otomí que, además, cumple la característica de estar glosado. En las siguientes secciones se menciona los lugares donde se habla otomí, la variante que se utilizará con sus características y una descripción cuantitativa del corpus

#### 1.1.2. Origen

La palabra otomí es de origen náhuatl (singular: *otomitl*, plural: *otomí*). Por otra parte, los otomíes se nombran a sí mismos *ñähñu*<sup>1</sup>, que significa "los que hablan otomí".

Los grupos indígenas que hablan el idioma otomí se encuentran en diversas partes del territorio mexicano como: Estado de México, Querétaro, Hidalgo, Puebla y Veracruz (Barrientos López, 2004). El otomí es una lengua indígena una gran variación dialectal que depende de su distribución geográfica.

En el Estado de México el pueblo *ñähñu* está disperso por varios municipios tales como: Toluca, Lerma, Chapa de Mota, Aculco, Amanalco, Atizapán de Zaragoza, por mencionar algunos. En otros municipios como Naucalpan, Ecatepec, Nezahualcóyotl y Tlalnepantla se pueden encontrar hablantes por

---

<sup>1</sup>Existen organizaciones indígenas, como el Consejo de la Nacionalidad Otomí, que escriben la auto-denominación como *hñätho hñähñu* y también *ñätho ñähño*

efectos de la migración. Según Barrientos López (2004) la población total de hablantes otomíes en el Estado de México supera los cien mil, sin embargo, datos actuales .

En concreto existen **nueve** variantes del otomí y cabe recalcar que dicha variación puede presentarse incluso dentro del mismo estado. Tan solo el Estado de México presenta tres variantes del otomí: El otomí de Tilapa, hablado en el municipio de Santiago Tianguistenco; el Otomí de Acazulco, del municipio de San Jerónimo Acazulco; y el Otomí de Toluca, de San Andrés Cuexcontitlán.

## **1.2. Objetivo**

## **1.3. Hipótesis**

## Capítulo 2

# Avances en etiquetadores automáticos

### 2.1. Marco teórico

### 2.2. Estado del arte

### 2.3. Los límites de los modelos gráficos

En este capítulo se explicará qué ventajas tienen los *Conditional Random Fields (CRF)* sobre otros modelos de aprendizaje, se mencionan formalmente los elementos fundamentales que describen los *CRF's*.

En lingüística computacional una tarea de interés es el procesamiento estadístico del lenguaje natural, en particular, el etiquetado y segmentación de secuencias de datos. En ese sentido, es habitual la utilización de **modelos generativos**, como los *Hidden Markov Models (HMMs)*, o **modelos condicionales**, como los *Maximum Entropy Markov Models (MEMMs)*.

Por una parte, los modelos generativos intentan modelar una probabilidad conjunta  $P(x, y)$  sobre observaciones y etiquetas. Para definir esta probabilidad conjunta se necesita enumerar todas las observaciones posibles. Las limitantes de este enfoque son de diversas índoles como las grandes dimensionalidades en el vector de entrada  $X$ , la dificultad de representar múltiples características que interactúan unas con otras y dependencias complejas que hacen la construcción de la distribución de probabilidad un problema intratable con un enfoque computacional.

Por otro lado, una solución a las limitantes de los modelos generativos es un modelo condicional. Estos modelos no son tan estrictos como los primeros al momento de asumir independencias en las observaciones. Los modelos condicionales especifican la probabilidad de posibles etiquetas dada una secuencia de observación.

Consecuencia de lo anterior, no se gasta esfuerzo en modelar las observaciones, dado que en el momento de realizar pruebas estas observaciones son fijas. Segundo, la probabilidad condicional puede depender de características arbitrarias y no dependientes de la secuencia de observación sin forzar al modelo a tomar en cuenta la distribución de estas características, permitiendo que el modelo sea tratable (Lafferty et al., 2001).

Un ejemplo de estas ventajas con los *MEMMs* que son modelos secuenciales de probabilidad condicional. Sin embargo, estos modelos y otros que son no generativos, de estados finitos y que son clasificadores basados en el estado siguiente comparten una debilidad llamada *label bias problem*. Lafferty et al. (2001) define que existe el *label bias problem* cuando "las transiciones que dejan un estado compiten solo entre sí, en lugar de entre todas las demás transiciones en el modelo".

Dado que las transiciones son las probabilidades condicionales de los siguientes posibles estados una observación puede afectar cuál será el estado siguiente sin tomar en cuenta que tan adecuado será este. Por tanto, se tendrá un sesgo en los estados con menos transiciones de salida.

## 2.4. Conditional Random Fields

Como menciona Sutton et al. (2012) modelar las dependencias entre las entrada puede conducir a modelos intratables, pero ignorar estas dependencias puede reducir el rendimiento.

Dado el que problema abordado en este trabajo, dónde se requiere del etiquetado de secuencias y es en contexto de bajos recursos lingüísticos, se hace necesario utilizar un enfoque más conveniente.

Los *Conditional Random Fields (CRFs)* son un framework para la creación de modelos probabilístico utilizado en técnicas de aprendizaje estructurado. Tienen las ventajas de los *MEMMs* y, en principio, solucionan el *label bias problem*. El framework tiene un solo modelo exponencial para la probabilidad conjunta de todas las secuencias de las etiquetas de salida dada la secuencia de observación. En contraste los *MEMMs* usan modelos exponen-

ciales para cada probabilidad condicional de los estados siguientes dado el estado actual.

Formalmente Lafferty et al. (2001) definen los *CRFs* como a continuación se enuncia:

**Definición 1.** Sea  $G = (V, E)$  una gráfica tal que  $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}_v)_{v \in V}$ , entonces esa  $\mathbf{Y}$  es indexada por los vertices de  $G$ . Entonces  $(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$  es un **conditional random field** en caso de que las variables aleatorias  $\mathbf{Y}$  se condicionen por  $\mathbf{X}$ , la variable aleatoria  $\mathbf{Y}_v$  cumple la propiedad de Markov con respecto a la gráfica:  $p(\mathbf{Y}_v | \mathbf{X}, \mathbf{Y}_w, w \neq v) = p(\mathbf{Y}_v | \mathbf{X}, \mathbf{Y}_w, w \sim v)$ , donde  $w \sim v$  significa que  $w$  y  $v$  son vecinos en  $G$ .

En esta tesis, para el modelado de secuencias, se utiliza la forma más sencilla de la gráfica  $G$  donde es una cadena simple o línea. Esto quiere decir que  $G = (V = \{1, 2, \dots, m\}, E = \{(i, i + 1)\})$ . A este tipo de *CRFs* se les conoce como *linear-chain CRFs*. Como menciona Lafferty et al. (2001) "si la gráfica  $G = (V, E)$  de  $\mathbf{Y}$  es un árbol (del cual una cadena es el ejemplo más sencillo), los cliques??? son los límites y vertices. Entonces, por el teorema de los *random fields* (Hammersley y Clifford, 1971), la distribución conjunta sobre las etiquetas de secuencias  $\mathbf{Y}$  y  $\mathbf{X}$  tiene la forma: "

$$p_\theta(y|x) \propto \exp \left( \sum_{e \in \mathbf{E}, k} \lambda_k f_k(e, \mathbf{y}|_e, \mathbf{x}) + \sum_{v \in \mathbf{V}, k} \mu_k g_k(v, \mathbf{y}|_v, \mathbf{x}) \right) \quad (2.1)$$

De la ecuación se destacan  $f_k$  y  $g_k$  que representan las *feature functions*. Estas están definidas y son fijas. Las *feature functions* de esta tesis serán descritas más adelante.

Los *CRFs* han sido utilizados para la clasificación de regiones en una imagen, estimar el puntaje en un juego de Go, segmentar genes en una hebra de ADN y análisis sintáctico de lenguaje natural en un texto por mencionar algunas (Sutton et al., 2012).

## Capítulo 3

# Etiquetador morfológico para el otomí (Metodología)

En este capítulo se describe el corpus utilizado en este trabajo, se mostrará la arquitectura propuesta para la generación automática de glosa para el idioma otomí. Adicionalmente, se explicará el diseño e implementación del *pipeline* que incluye, entre otras cosas, la determinación de las *feature functions*.

### 3.1. Conditional Random Fields para low resources

Los CRFs muestran claras ventajas sobre otros métodos de aprendizaje basados en gráficas. Su habilidad de tomar las virtudes de los modelos generativos y de los modelos condicionales presentan a este framework como una opción para el contexto de *low resources* que nos impone el tamaño del corpus.

### 3.2. Corpus: otomí de Toluca

En este trabajo se utilizará un corpus en otomí que, además, cumple la característica de estar glosado. Se trabaja con la variante del otomí de Toluca de la región de San Andrés Cuexcontitlan. A continuación, se hace una descripción somera de sus características principales.



### CAPÍTULO 3. ETIQUETADOR MORFOLÓGICO PARA EL OTOMÍ (METODOLOGÍA)7

La clasificación lingüística introduce al otomí dentro de las lenguas otomianas, las cuales a su vez pertenecen a la rama otopame de la familia otomangue (Barrientos López, 2004). Cada variante muestra particularidades fonológicas, morfológicas, sintácticas y léxicas. En el tratamiento de textos por medio de técnicas de *NLP* se requiere que estos estén normalizados y homogéneos. Lo anterior propicia la obtención del mejor desempeño posible en los diversos métodos de aprendizaje automático.

Esta tesis recoge un corpus basado en el trabajo de Lastra y de Suárez (1992) titulado **El otomí de Toluca** y que a su vez es etiquetado y glosado manualmente por el lingüista Víctor Germán Mijangos de la Cruz. Este corpus forma parte del corpus que se encuentra en la plataforma web Tsunkua (Elotl, 2019) TODO: ¿Como se cita?. El corpus está conformado de los siguientes textos:

|                         |           |
|-------------------------|-----------|
| Textos narrativos       | 32        |
| Textos dialogados       | 4         |
| <b>Número de textos</b> | <b>36</b> |

#### 3.2.1. Tipos

##### Etiquetas POS

|          |          |             |             |           |
|----------|----------|-------------|-------------|-----------|
| v        | obl      | det         | cnj         | dem       |
| unkwn    | n        | neg         | p.loc       | prt       |
| conj.adv | dim      | gen         | cond        | it        |
| lim      | aff      | loc         | pascuala    | toluca    |
| chente   | dec      | conj        | chalma      | mexico    |
| tapanco  | cord     | san         | cnj.adv     | regular/v |
| adv      | juan     | andrés      | buena.vista | nada.más  |
| zapata   | calvario | bautisterio | adj         | cristo    |
| emilio   | pato     | luis        | mextepec    |           |

##### Glosa

CAPÍTULO 3. ETIQUETADOR MORFOLÓGICO PARA EL OTOMÍ (METODOLOGÍA)8

|             |          |           |           |           |                |        |
|-------------|----------|-----------|-----------|-----------|----------------|--------|
| stem        | det      | 3.cpl     | psd       | lim       | prag           | 3.icp  |
| det.pl      | 1.icp    | 3.pot     | ctrf      | 1.pot     | pl.exc         | 1.cpl  |
| dem         | 1.pss    | dim       | pl        | 1.obj     | ila            | 2.icp  |
| 1.prf       | 3.cnt    | 3.obj     | loc       | mod       | 1.cnt          | 3.pls  |
| muy         | prt      | it        | dual.exc  | 3.prf     | 3.icp.irr      | 3.pss  |
| 2.pss       | 1.enf    | med       | dual      | p.loc     | 2.cnt          | 2      |
| 3.imp       | int      | neg       | 1.icp.irr | 1.cpl.irr | 2.obj          | pues   |
| que         | aum      | 1.pls     | y         | 2.cpl     | toluca         | 2.prf  |
| aqui        | gen      | hasta     | com       | 2.pot     | adj            | cuando |
| cond        | como     | 3.cpl.irr | 1.sg      | encl      | por.que        | solo   |
| agujerear/v | mientras | 3.sg      | uno       | 3.pss.pl  | spt            | mexico |
| 1.irr       | mucho    | 2.enf     | conj.adv  | pueblo    | animal.de.dios | caus   |
| tiempo      | con      | lugar/v   | chico     | eh        | para           | comp   |
| prf         | dónde    | dist      | mov       | pascuala  | 3.irr          | loco   |
| coraje      | si       | det.dem   | dcl       | nom       | chente         | vez    |
| rapido      | maria    | 2.icp.irr | tal.vez   | mujer/v   | dios           | lig    |

**Bio-Labels**

|          |             |             |               |             |          |
|----------|-------------|-------------|---------------|-------------|----------|
| I-stem   | B-stem      | I-det       | I-lim         | B-det       | I-det.pl |
| I-dem    | B-3.cpl     | I-3.cpl     | B-psd         | B-lim       | I-prag   |
| B-prag   | B-3.icp     | B-lig       | I-dim         | B-det.pl    | B-1.icp  |
| I-1.icp  | I-ila       | B-3.pot     | I-3.pot       | B-ctrf      | I-ctrf   |
| B-1.pot  | I-1.pot     | B-pl.exc    | I-pl.exc      | B-1.cpl     | I-1.cpl  |
| B-dem    | I-1.cnt     | I-pl        | B-1.pss       | I-1.pss     | I-muy    |
| I-3.cnt  | I-loc       | B-dim       | I-mod         | B-pl        | B-1.obj  |
| I-1.obj  | B-ila       | B-2.icp     | I-2.icp       | B-1.prf     | I-1.prf  |
| B-3.cnt  | I-prt       | I-3.obj     | B-3.obj       | B-loc       | B-mod    |
| B-1.cnt  | I-3.pss     | B-3.pls     | I-3.pls       | B-muy       | B-prt    |
| I-toluca | B-it        | I-it        | B-dual.exc    | I-dual.exc  | B-3.prf  |
| I-3.prf  | B-3.icp.irr | I-3.icp.irr | I-2.cnt       | B-3.pss     | I-3.imp  |
| B-2.pss  | I-2.pss     | I-neg       | I-1.icp.irr   | B-1.enf     | I-1.enf  |
| B-med    | B-dual      | I-dual      | I-2.obj       | I-aum       | B-p.loc  |
| I-p.loc  | B-2.cnt     | B-2         | I-2           | I-int       | B-3.imp  |
| B-int    | B-neg       | B-1.icp.irr | B-1.cpl.irr   | I-1.cpl.irr | B-2.obj  |
| I-3.icp  | I-gen       | I-aqui      | B-pues        | I-pues      | B-que    |
| I-que    | B-aum       | B-1.pls     | I-1.pls       | B-y         | B-2.cpl  |
| I-2.cpl  | I-3.cpl.irr | I-1.sg      | I-agujerear/v | I-mientras  | B-toluca |

### CAPÍTULO 3. ETIQUETADOR MORFOLÓGICO PARA EL OTOMÍ (METODOLOGÍA)9

|               |             |            |           |                  |            |
|---------------|-------------|------------|-----------|------------------|------------|
| B-2.prf       | I-2.prf     | I-mexico   | I-pueblo  | I-animal.de.dios | B-aqui     |
| B-gen         | B-hasta     | I-hasta    | I-3.sg    | B-com            | I-com      |
| I-pascuala    | I-solo      | I-mucho    | I-tiempo  | I-cuando         | I-chente   |
| I-mujer/v     | I-lugar/v   | I-chico    | I-cond    | I-3.pss.pl       | I-por.que  |
| I-1.irr       | I-maria     | B-2.pot    | I-2.pot   | B-adj            | I-adj      |
| B-cuando      | B-cond      | B-como     | I-como    | B-3.cpl.irr      | B-1.sg     |
| B-encl        | I-encl      | B-por.que  | B-solo    | I-loco           | I-coraje   |
| B-agujerear/v | I-det.dem   | B-mientras | I-con     | B-3.sg           | I-lig      |
| B-uno         | I-uno       | B-3.pss.pl | B-spt     | I-spt            | B-mexico   |
| B-1.irr       | B-mucho     | I-dcl      | B-2.enf   | I-2.enf          | B-conj.adv |
| I-vez         | I-2.icp.irr | B-pueblo   | I-dios    | B-animal.de.dios | B-caus     |
| I-caus        | B-tiempo    | B-con      | B-lugar/v | B-chico          | B-eh       |
| I-eh          | B-para      | I-para     | B-comp    | I-comp           | B-prf      |
| I-prf         | B-dónde     | B-dist     | I-dist    | B-mov            | I-mov      |
| I-med         | B-pascuala  | B-3.irr    | I-3.irr   | B-loco           | B-coraje   |
| B-si          | I-si        | I-y        | B-det.dem | B-dcl            | B-nom      |
| I-nom         | B-chente    | B-vez      | B-rapido  | I-rapido         | B-maria    |
| B-2.icp.irr   | B-tal.vez   | I-tal.vez  | B-mujer/v | B-dios           |            |

#### 3.2.2. Tokens

##### Etiquetas POS

| Etiqueta | tokens |
|----------|--------|
| v        | 2596   |
| obl      | 2447   |
| det      | 975    |
| cnj      | 837    |
| dem      | 543    |
| unkwn    | 419    |
| n        | 273    |
| neg      | 178    |
| p.loc    | 81     |
| prt      | 49     |

**Glosa**

| Etiqueta | tokens |
|----------|--------|
| stem     | 7527   |
| det      | 733    |
| 3.cpl    | 450    |
| psd      | 418    |
| lim      | 374    |
| prag     | 362    |
| 3.icp    | 346    |
| lig      | 289    |
| det.pl   | 271    |
| 1.icp    | 270    |

**Bio-Labels**

| Etiqueta | tokens |
|----------|--------|
| I-stem   | 21934  |
| B-stem   | 7527   |
| I-det    | 1469   |
| I-lim    | 1092   |
| B-det    | 733    |
| I-det.pl | 553    |
| I-dem    | 485    |
| B-3.cpl  | 450    |
| I-3.cpl  | 450    |
| B-psd    | 418    |

**3.3. Arquitectura**

Para esta tesis proponemos una arquitectura de aprendizaje estructurado supervisado utilizando un método gráfico, Conditional Random Field (CRF), que permitirá la predicción de secuencias que describen las unidades morfológicas (glosa) dentro de una palabra en otomí

Se utilizaron CRFs para predecir secuencias de glosa, que será la salida  $Y$  dadas las observaciones  $X$  que son el texto previamente glosado. Puntualmente, se utiliza el modelo gráfico 1st-order Markov CRF with dyad features. Adicionalmente, es utilizado el algoritmo de aprendizaje de Limited-memory

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (L-BFGS) como se menciono en TODO.

Con base en el trabajo previo para del idioma Lezgi (Moeller y Hulden, 2018) se plantea como hipótesis que dado el tamaño del corpus y la glosa que contiene se obtendrá texto correctamente glosado con una precisión de al menos 80 %. El objetivo de esta arquitectura es obtener al menos un TODO % de precisión Ya que el resultado esperado es la generación de etiquetas que, en principio, dependen unas de otras un método basado en grafos como los CRF puede ser adecuado. Se definieron de aprender un conjunto de feature functions que describen TODO el contexto y brindan información útil para la fase de entrenamiento.

El modelo de aprendizaje semi-supervisado, para la generación de glosa para el otomí se describe a continuación:

HACER ESTA PARTE POR PUNTOS MAS BREVES Y CADA PUNTO HACERLO SECCION Y PROFUNDIZAR

- Obtener el corpus en otomí previamente glosado y obtenerlo en un formato que especifique la información de las oraciones a nivel de letra especificando su Bio Label.
- Los CRF toman como entrada los datos  $X$  que corresponden al corpus en otomí introducido en las feature functions asociados de forma biyectiva con la etiqueta Bio Label que le corresponde. Con base en esto se entrenará un modelo que busque maximizar el logaritmo de verosimilitud con el método de aprendizaje L-BFGS
- Posterior se obtendrá un modelo entrenado con el que se generarán etiquetas de glosa para el otomí. Por lo tanto, el modelo recibirá párrafos de texto en otomí y retornará el texto glosado.
- Se considera exitosa la predicción si se logra maximizar la correcta clasificación de las secuencias de salida. Para determinar si la predicción fue exitosa se utilizaron técnicas típicas de ML como K-folds que consiste en tomar K fragmentos de los datos de entrada para utilizarlos para probar el modelo y así obtener una precisión, recall y F-score.

MENCIONAR python, versión, paquetes y donde corrio. En promedio cuanto tarda en correr en la maquina. Mencionar el original en c++

### 3.4. Feature functions

# Capítulo 4

## Experimentación y Resultados

Cualitativos y cuantitativos

Hablar del Base line y como mejoró con mas features

### 4.1. Corpus de evaluación

Aquí se habla del K fold y de como se introdujo el corpus retador( ,  
Singh y Husain (2005)

### 4.2. Análisis de resultados

## Capítulo 5

## Conclusiones

# Bibliografía

- Guadalupe Barrientos López. 2004. *Otomíes del Estado de México*.
- John M Hammersley y Peter Clifford. 1971. Markov fields on finite graphs and lattices. *Unpublished manuscript* 46.
- John Lafferty, Andrew McCallum, y Fernando CN Pereira. 2001. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data .
- Yolanda Lastra y Yolanda Lastra de Suárez. 1992. *El otomí de Toluca*. Unam.
- Sarah Moeller y Mans Hulden. 2018. Automatic glossing in a low-resource setting for language documentation. In *Proceedings of the Workshop on Computational Modeling of Polysynthetic Languages*. pages 84–93.
- Anil Kumar Singh y Samar Husain. 2005. Comparison, selection and use of sentence alignment algorithms for new language pairs. In *Proceedings of the ACL Workshop on Building and using Parallel texts*. Association for Computational Linguistics, pages 99–106.
- Charles Sutton, Andrew McCallum, et al. 2012. An introduction to conditional random fields. *Foundations and Trends® in Machine Learning* 4(4):267–373.