

# Detection of Negation and Uncertainty

Fundamentals of Natural Language Processing,  
Artificial Intelligence, UAB, 2023

Júlia Garcia Torné

Josep Maria Roacafort

Nerea Qing Muñoz

# CONTENT

- 1 Project Overview
- 2 Dataset Description
- 3 Rule - Based Method
- 4 Deep Learning Method
- 5 Conclusions

# PROJECT OVERVIEW

- Main objective: Develop a system that can effective methods for detecting negation and uncertainty cues in natural language text.
- Develop a rule-based method.
- Implement a deep learning method.
- Compare the performance of both approaches and analyze their strengths and limitations.

nº historia clínica: \*\* \*\*\* \*\* nºepisodi: \*\*\*\*\*  
sexe: dona data de ...  
d'hospitalització motiu d'ingrés treball de part  
antecedents **no** **alergia medicamentosa** coneguda ap:  
epilepsia en tractament **no** **intervencions quirúrgiques**  
**no** **transfusions** **no** **habits tòxics** medicació habitual  
...  
serologies: rubèola immune, toxoplasma **no** **immune**, **lues**  
**vih, vhb y vhc** **negatius**. - o'sullivan: 81 - **urocultiu**:  
**negatiu** - cultius r / v:  
...  
el 2.08.18 se indica cesària per **sospecha** **de pèrdua de**  
**bienestar fetal**. a las 20.25 h se obté recien nascut  
viva dona de 3.380 gr, apgar 9(10, ph 7.22-7.27.  
hemostàsia correcta. sondatge vesical: orina clara.  
procediment **sin** **incidències**. intradèrmica en pell. el  
parturició clínic ...

# DATASET DESCRIPTION

JSON file with sample texts and annotations of Negation and Uncertainty.

- 70 % for training
- 30 % for validation

```
nº historia clinica: **
*** nº episodi: *****
sexe: dona data de
naixement: 20.06.1999 edat:
19 anys procedencia
domicil/res.soc servei
obstetricia data d'ingres
02.08.2018 data d'alta
06.08.2018 11:28:06 ates
per *****,
****; teixido troyano,
anna informe d'alta
d'hospitalitzacio motiu
d'ingres trabajo de parto
antecedents no alergia
medicamentosa conocidas ap
...
```

```
{"data":{"cmbd": "null",
  "id": "19062854",
  "docid": "null",
  "page": "null",
  "paragraph": "null",
  "text": " nº historia clinica:..."},
  "annotations":[],
  "predictions":[{"result":
    [{"value":{"start": 347,
      "end": 350,
      "labels": ["NEG"]}],
      "id":"ent0",
      "from_name":"label",
      "to_name":"text",
      "type":"labels"},
    {"value":{"start": 350,
      "end": 372,
      "labels": ["NSCO"]},
      "id":"ent1",
      "from_name":"label",
      "to_name":"text",
      "type":"labels"},
    ...
  ]
}
```

RULE - BASED:

First Approach

---

# Cue detection

- Rules definition:
  - `{'keyword' : 'no', 'category': NEG},`
  - `{'keyword' : 'sospechar', 'category': UNC} ...`
- 1. Manually, extract words with the label **NEG** or **UNC** from the training dataset.
- 2. Store their lemma in a dictionary.
- Cue detection: Iterate over tokens in the text, and check if they appear in the dictionary.
  - for token in doc:
  - if token.lemma\_ in dict:
  - negation\_indices.add(token.i)

# Scope detection:

- Idea: Analyze words that follow detected cues.

## 1. Fixed-Sized Window (4):

Scope: 4 words following the detected cue.

Example: **no** - hay presencia de alergias

**posible** - afectación en la válvula

## 2. Find NOUN + ADJ pattern:

Scope: All the words following the cue, until NOUN + ADJ is found.

Example: **no** - hay presencia de alergias medicamentosas

**posible** - afectación en la válvula tricúspide

# Some results: Fixed-Size Window

Problems detected:

- Too much words taken into account.

```
Predicted scope: ['hijos', 'tiene', 'un', 'hermano']  
Real scope: ['hijos', 'o', 'o', 'o']
```

- Not enough words taken into account.

```
Predicted scope: ['alergias', 'mediamentosas', 'conocidas', 'hipertension']  
Real scope: ['alergias', 'mediamentosas', 'conocidas', 'o']
```

```
True Positives: 27  
True Negatives: 0  
False Positives: 5  
False Negatives: 18
```

Measure	Score
Precision	0.84
Recall	0.60
F1-score	0.70
Accuracy	0.54

Ideal approach if all scopes had the same size, but not in this case.



# Some results: NOUN + ADJ pattern

- Too much words taken into account.

```
Predicted scope: ['hijos', '.', 'tiene', 'un', 'hermano', 'con', 'el', 'que', 'tiene',  
Real scope: ['hijos', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o', 'o',
```

- Not enough words taken into account.

```
Predicted scope: ['alergias', 'medicamentosas', 'o']  
Real scope: ['alergias', 'medicamentosas', 'conocidas']
```

- Success in some cases.

```
True Positives: 31  
True Negatives: 0  
False Positives: 30  
False Negatives: 14
```

+-----+-----+	
Measure	Score
+-----+-----+	
Precision	0.51
Recall	0.69
F1-score	0.58
Accuracy	0.41
+-----+-----+	

```
Predicted scope: ['alteraciones', 'en', 'la', 'sensopercepcion', 'ni', 'otras', 'alteraciones', 'dentro', 'de', 'la', 'esfera', 'psicotica']  
Real scope: ['alteraciones', 'en', 'la', 'sensopercepcion', 'ni', 'otras', 'alteraciones', 'dentro', 'de', 'la', 'esfera', 'psicotica']
```

# RULE - BASED:

## Second Approach

---

# Introducing Dependency Trees

- Idea: Use dependency trees to find the scopes of Negation and Uncertainty.
- Find the nearest verb or adjective affected by the negation/uncertainty cue, which marks the boundary of the scope.

```
text = "sin alergias medicamentosas conocidas"  
print_dependency_trees(text)
```

conocidas  
|  
NEG  
|  
sin

# Qualitative and quantitative results

- NEGATION CUES
- NEGATION SCOPES
- UNCERTAINTY CUES
- UNCERTAINTY SCOPES

no valorables . - tc abdominal : glandula pancreatica de pequeño tamaño , atrofica , con lipomatosis difusa , sin identificar se lesiones focales ni dilatacion significativa de el conducto pancreatico . ureterohidronefrosis bilateral secundaria a globo vesical , observando se una vejiga de paredes trabeculadas , probablemente en relacion a patologia prostatica . evolucio clinica a su llegada a urgencias estable , afebril , destacando a la exploracion fisica sequedad mucosa . electrocardiograma en el que destacan t negativas en di y avl y d2 sin disponer de ecgs previos y equilibrio acido-base con acidosis metabolica e hiperglucemia > 750mg/dl con cetonas altas . bajo la sospecha de cetoacidosis diabetica se inicia sueroterapia con reposicion de potasio y perfusion de insulina . analitica que evidencia minima insuficiencia renal asi como leve elevacion de troponina i en meseta . se solicita valoracion por cardiologia que realiza ecoscopia sin evidenciar disfuncion sistolica aparente . en planta permanece estable . revisando analiticas previas ambulatorias , en marzo se objetivaba alteracion de glucemia en ayunas ( 190mg/dl ) , sin recibir tratamiento . se solicita analitica con hba1c de 13.9% y funcion tiroidal que es normal ; marcadores tumorales negativos . ampliamos estudio con tc abdominal que descarta patologia tumoral

True Negatives: 1  
True Positives: 54  
False Positives: 5  
False Negatives: 28

Measure	Score
Precision	0.92
Recall	0.66
F1-score	0.77
Accuracy	0.62

# Deep Learning: First Approach

---

# Character-Based System

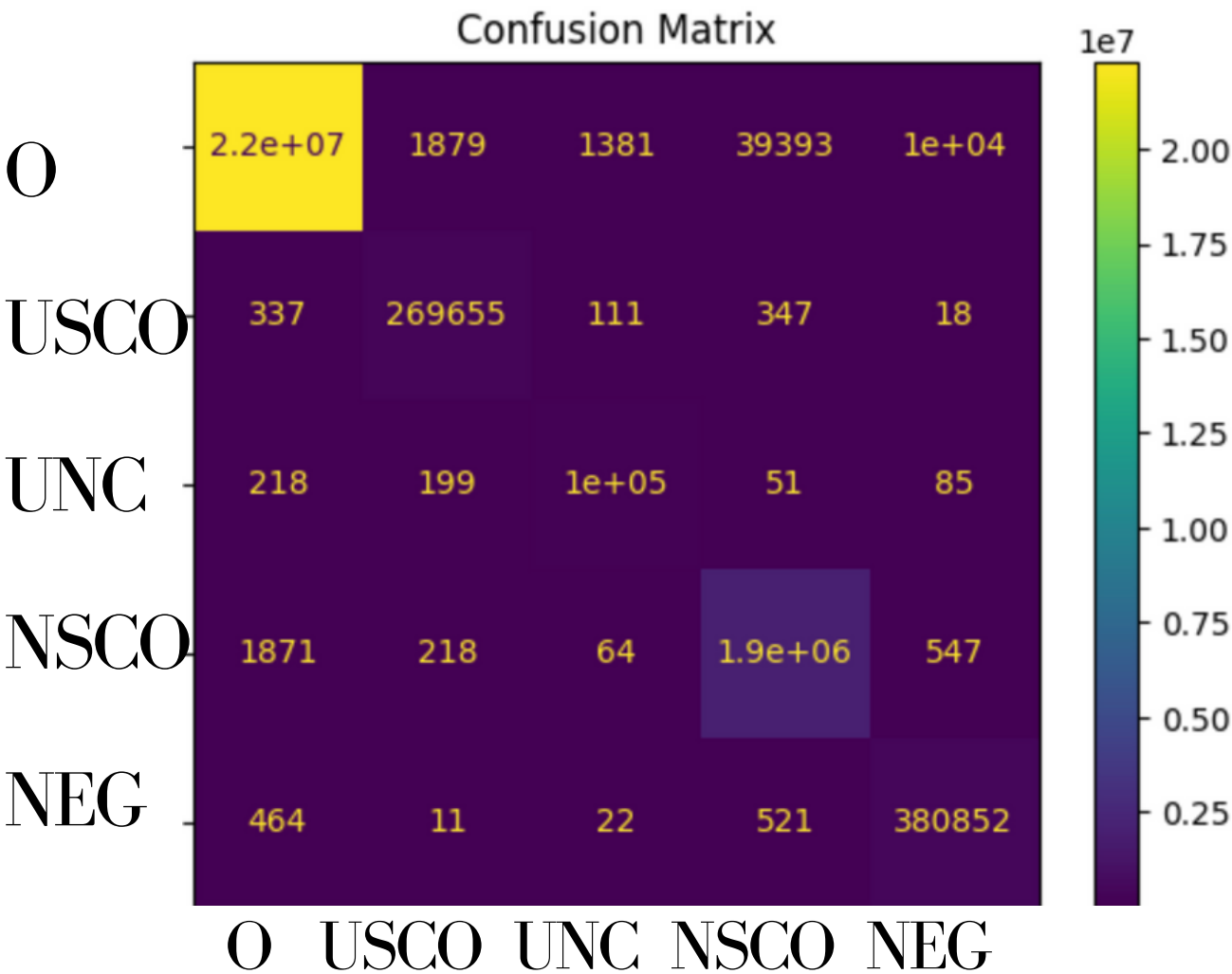
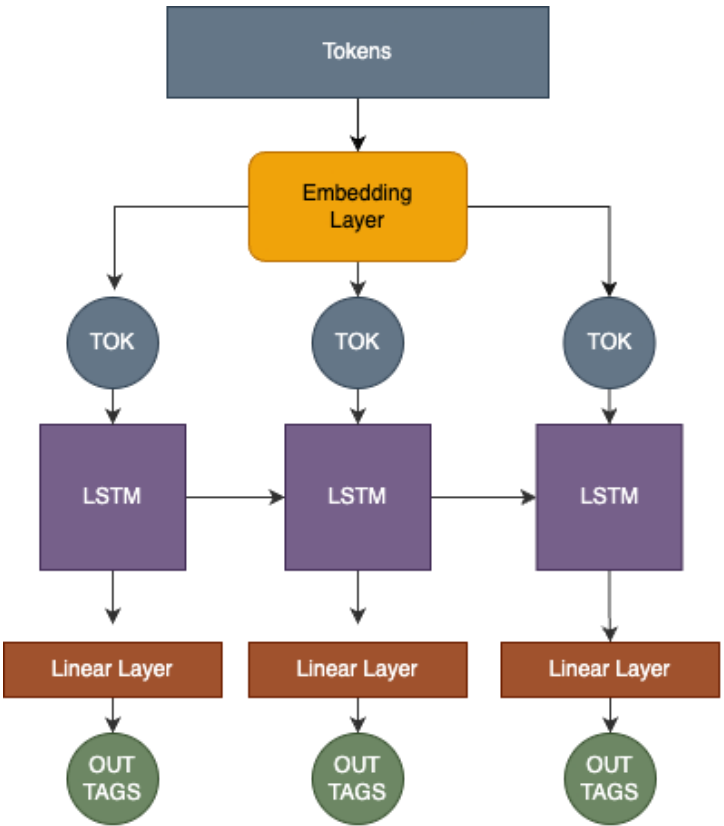
- Idea: Break down the input text into individual characters by tokenizing it.

INPUT : ["i","n","f","o","r","m","e" .... ]

LABELS: [ 'O', 'O', 'O', 'O', 'O', 'O','O' ... ]

NONE USCO UNC NSCO NEG  
el paciente no presenta leucoplasia severa en el dorso de la lengua.

NONE USCO UNC NSCO NEG  
el paciente presenta leucoplasia severa en el dorso de la lengua.



# Deep Learning: Second Approach

---

# Word-Based System

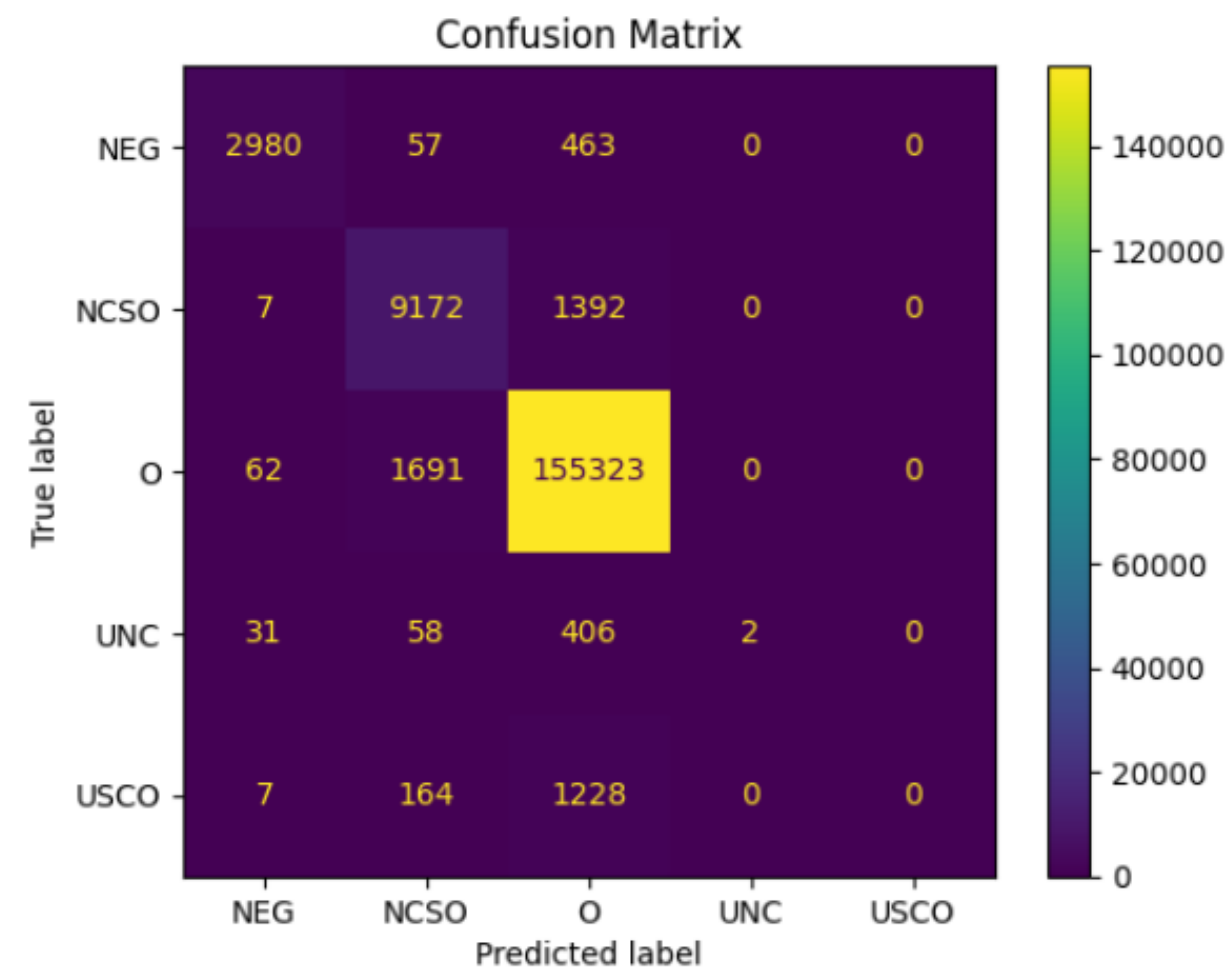
- Idea: Break down the input text into individual words by tokenizing it.

INPUT : ["informe", "d'alta", "d'hospitalitzacio", "motiu", "d'ingres", .... ]

LABELS: [ 'O', 'O', 'O', 'O', 'O', ... ]

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
NEG	0.97	0.85	0.90	3500
NCSO	0.82	0.87	0.84	10571
O	0.98	0.99	0.98	157076
UNC	1.00	0.00	0.01	497
USCO	0.00	0.00	0.00	1399
accuracy			0.97	173043
macro avg	0.75	0.54	0.55	173043
weighted avg	0.96	0.97	0.96	173043





# PROBLEMS AND SOLUTIONS

- High accuracy does not always imply good performance!
- Imbalanced distribution of labels. Prevalence of "OTHER".
- Solution: Loss modification.

Loss definition

```
criterion_specific = nn.CrossEntropyLoss(ignore_index = 0)  
criterion_full = nn.CrossEntropyLoss()
```

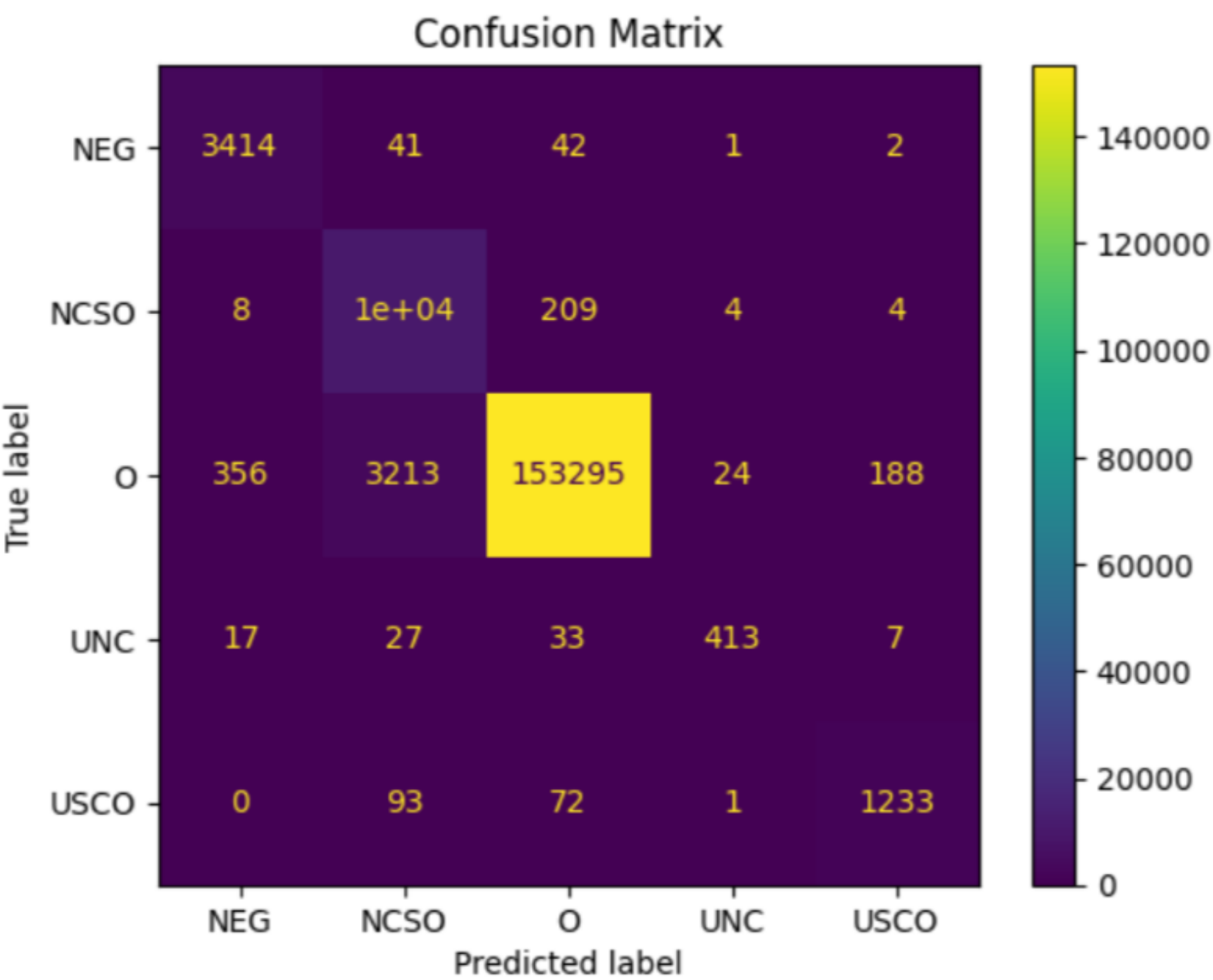
Training loop

```
loss_full = criterion_full(outputs, batch_labels_tensor)  
loss_specific = criterion_specific(outputs, batch_labels_tensor)  
loss = loss_full*0.2 + loss_specific*0.8
```

# Quantitative Results

- Same accuracy, better results.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
NEG	0.90	0.98	0.94	3500
NCSO	0.75	0.98	0.85	10571
O	1.00	0.98	0.99	157076
UNC	0.93	0.83	0.88	497
USCO	0.86	0.88	0.87	1399
accuracy			0.97	173043
macro avg	0.89	0.93	0.90	173043
weighted avg	0.98	0.97	0.98	173043



# Qualitative Results

- **NEGATION CUES**
- **NEGATION SCOPES**
- **UNCERTAINTY CUES**
- **UNCERTAINTY SCOPES**

estudio . antecedents - **sin alergias medicamentosas conocidas** . - fumador de 2 paquetes/dia durante mas de 50 años ( fe 100 paq/año ) .  
- alcohol : 1 copa de vino diaria y 7 cervezas a el dia ( enolismo 80 g/dia ) . - hipertension arterial esencial en tratamiento farmacologico con dos farmacos con correcto control  
tensional . - poliposis colonica por lo que sigue controles en ccee de digestivo de huvh . fcs ( 6/10 ) polipectomia de 5 lesiones polipoideas . ap de colon ascendente : adenoma  
tubular y tubulo-villosos , alguno con focos superficiales de displasia de alto grado . ap colon a 15 cm de margen anal : adenoma tubulo-villoso con displasia de bajo grado  
\*\*ultima colonoscopia en enero de 2013 : **sin evidencias de hallazgos patologicos salvo** a nivel de sigma , mucosa discretamente  
eritematosa **sugestiva de sigmoiditis leve** . diverticulosis de sigma **no complicada** . lesion submucosa a 90  
cms de el margen anal **sugestiva de lipoma** . hemorroides externas . - aneurisma de aorta ascendente predominantemente tubular diagnosticado en  
2013 de manera incidental mediante tc toracoabdominal realizado ambulatoriamente por sindrome constitucional . siguio controles en la unidad de patologia aortica de cardiologia de  
huvu ( dra. \*\*\*\*\* ) siendo dado de alta en enero de 2014 para seguimiento ambulatorio con ecografia de control cada 2 años . \*ultima ett en mayo de 2013 : aa ( 48 mm ) y  
raiz aortica ( 39 mm ) dilatadas . insuficiencia aortica ligera-moderada ii . ventriculo izquierdo ligeramente hipertrofico con funcion sistolica conservada . \*ultima angiornm en  
octubre de 2013 : dilatacion de la porcion tubular de la aorta ascendente ( 47mm ) con morfologia de la raiz aortica conservada y aorta descendente **no dilatada**  
. - litiasis renal bilateral . **no disponemos de mas informacion clinica** . - esquizofrenia diagnosticada hace  
unos 15 años . en seguimiento ambulatorio por psiquiatra de zona . - parkinsonismo vascular diagnosticado en junio de 2016 a raiz de cuadro de bradicinesia y trastorno de la marcha  
. en tratamiento farmacologico y en seguimiento por la utm de neurologia de huvh ( dr. \*\*\*\*\* ) solicitando se valoracion por ncr en septiembre de 2017 dada la aparicion de  
la triada de hakim con hallazgo de hidrocefalia en la rnm de craneo de abril de 2017 . se decidio ingreso para registro de la pic. \*tc craneal en agosto de 2016 : marcada atrofia  
cerebral de predominio subcortical , signos de leucoaraiosis , un infarto lacunar cronico en territorio de vascularizacion de arterias perforantes dependientes de la circulacion  
anterior asi como un pequeño infarto cronico en territorio de vascularizacion de arteria cerebelosa superior derecha . \*rnm craneal en abril de 2017 : moderat grau d'atrofia  
corticosubcortical global . acusada hidrocefalia **supratentorial de caracteristiques croniques** , amb estenosi de el terç mitja de  
l'aqueducte de silvi malgrat aquest persisteix permeable . **no s'evidencien signes d'hidrocefalia cronica de l'adult**  
. moderada desmielinitzacio de substancia blanca profunda de **probable origen hipoxic cronic** . petit infart lacunar cronic a el

# Deep Learning:

## Third approach Approach

---

# Bert fine-tune

- Idea: Fine-tune bert to do the tagging for us.



**Work In  
Progress**

# CONCLUSIONS

- The Rule-Based model was simpler to implement and understand than the Deep Learning model.
- Rule-based models were effective but struggled to handle complex patterns that are difficult to capture with explicit rules.
- Deep learning models required more computational resources for training but had the ability to learn intricate patterns from data.
- Good results in both approaches.