

# Correcciones semánticas en métodos de estimación de completitud de modelos en lenguaje natural

---

Claudia Litvak, Graciela Hadad, Jorge Doorn



**Universidad de  
Belgrano**

**Universidad Nacional  
de La Matanza**



**Universidad Nacional del Centro de la Prov. Buenos Aires**

# Un problema en la Ingeniería de Requisitos

---



## Incompletitud

¿Cómo determinar si se ha **elicitado** y **modelado la información suficiente** para construir un sistema de software que cubra las expectativas y necesidades de los clientes y usuarios?



**También es un problema en otras actividades y artefactos de la Ingeniería del Software**

# Alternativas al problema

---

- ◆ Uso de técnicas de elicitación apropiadas
- ◆ Técnicas de modelado evidencian omisiones
- ◆ Uso de técnicas de verificación y validación
- ◆ Definir y aplicar reglas de parada
- ◆ **Estimar el grado de completitud alcanzado**

# Trabajos Previos

---

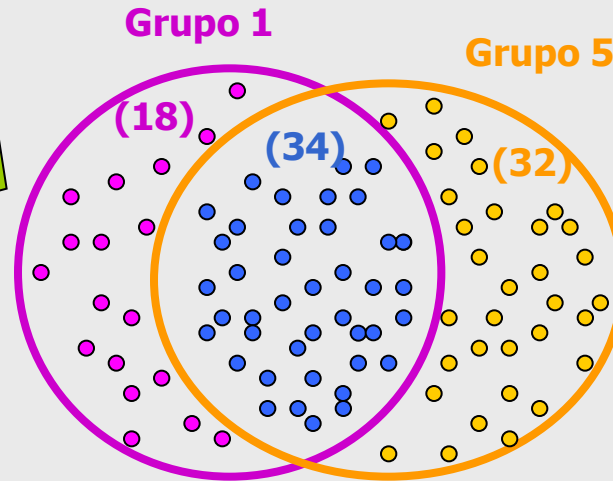
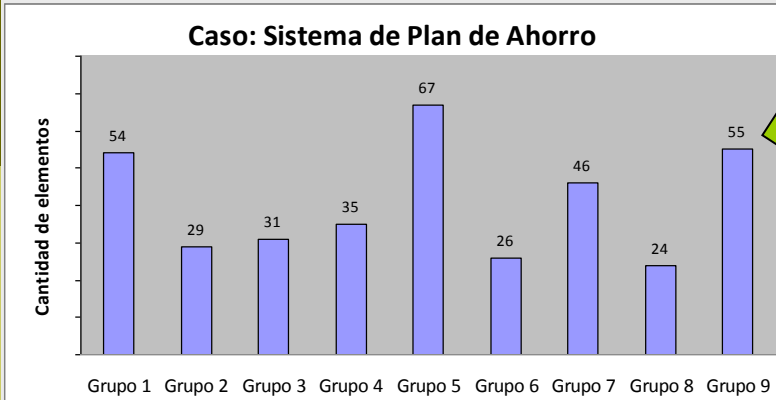
- ◆ Doorn y Ridao (2003) aplicaron una variante del método de captura y recaptura “Detection Profile Method” sobre un modelo léxico para predecir su tamaño:

estimar la cantidad de información  
aún faltante de elicitar

- Se dispuso de 9 muestras de un modelo léxico elaboradas por **9 grupos independientes** de ingenieros, aplicando la misma técnica de elicitación sobre el mismo universo

- ◆ **Sus conclusiones:** faltaban detectar **9** símbolos léxicos sobre el total de **118** símbolos diferentes elicitados entre todos los grupos

# Análisis de Trabajos Previos: Doorn y Ridao (WER 2003)



**Más diferencias (50) que coincidencias (34) entre ambos grupos**

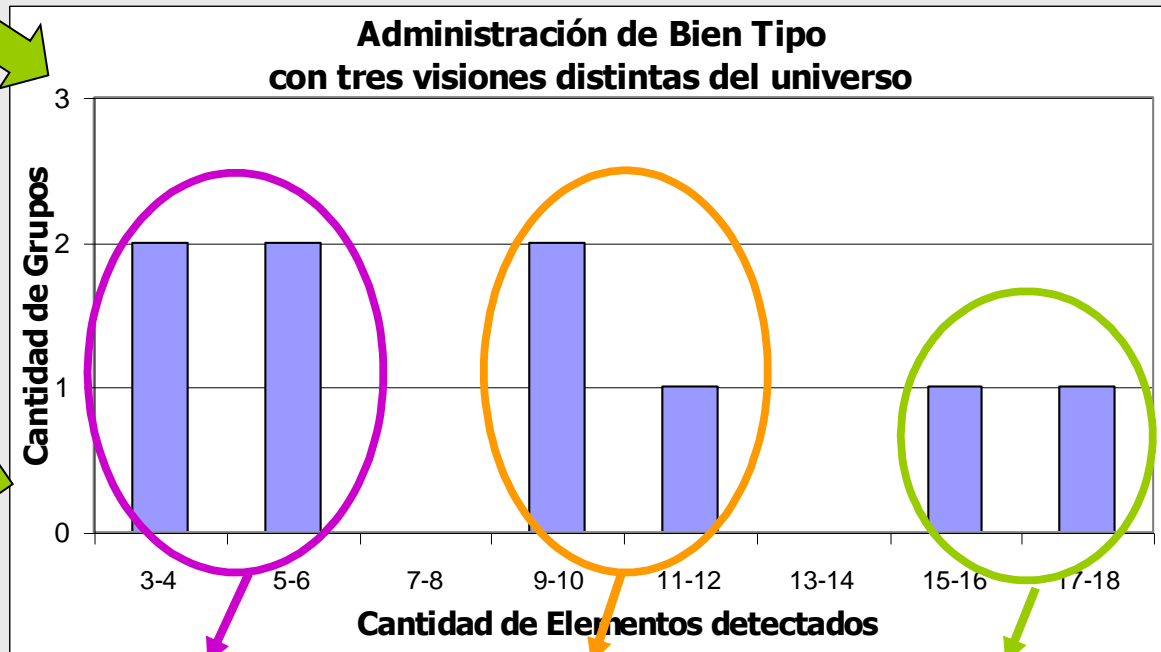
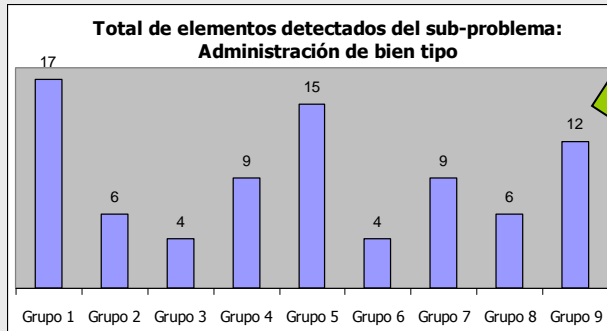
**Diferencias → Omisiones**

Respecto al total de elementos elicitados por los 9 grupos:

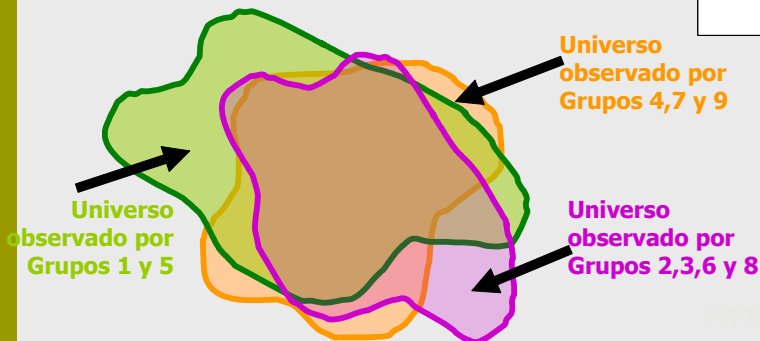
**Grupo 1 omitió 66 elementos**

**Grupo 5 omitió 53 elementos**

# Hipótesis inicial confirmada (CACIC'12): “Los grupos de ingenieros observan universos de información diferentes”



Confirma  
hipótesis inicial



Universo observado por Grupos 2, 3, 6 y 8

Universo observado por Grupos 4, 7 y 9

Universo observado por Grupos 1 y 5

Comprobación estadística: +99% que los tres universos presentan entre sí una diferencia estructural

# Conclusiones sobre nuestro trabajo inicial

---



## Observaciones:

- ◆ Estimaciones hechas sobre el tamaño del modelo no parecían realistas
- ◆ Unificar los diferentes límites observados del mismo universo para estimar adecuadamente el tamaño del modelo **¿Cómo?**
- ➔ Estudiar el contenido textual de las muestras internamente y entre muestras

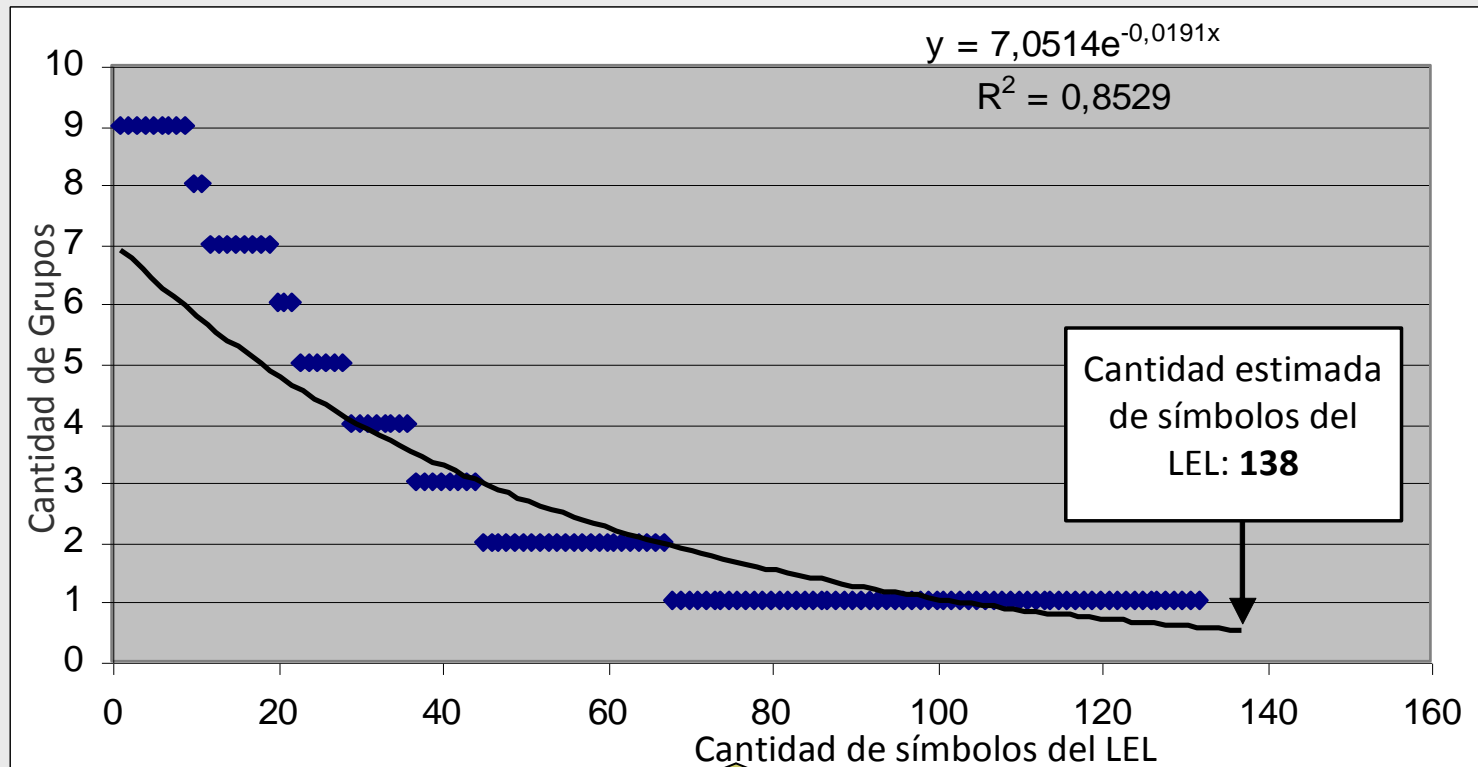
## Nueva Hipótesis de Trabajo:

- ◆ "Se requiere un análisis semántico sobre los elementos del modelo en lenguaje natural antes de aplicar métodos formales de estimación de tamaño del modelo"

# Aplicación del Método Predictivo antes del ajuste semántico



Identificación de símbolos comunes entre las 9 muestras se realizó por simple sinonimia de **nombre**



**Símbolos elicitados: 132**  
**Símbolos estimados: 138**  
**Símbolos omitidos: 6**



# Análisis Semántico

---

- ◆ Antes de estimar el tamaño del modelo, se requiere un ajuste semántico por ser un modelo escrito en lenguaje natural
  - ⇒ No es fácil establecer si dos elementos de dos muestras distintas se refieren al mismo elemento
- ◆ Estudiar nombre, denotación y connotación de cada símbolo
  - 1º. Análisis semántico dentro de cada muestra
  - 2º. Análisis semántico entre muestras

# Tipo de Análisis Semántico

---

- ◆ Análisis semántico dentro de cada muestra
  - ◆ Pertenencia: validación
  - ◆ Relevancia: análisis de denotación y connotación
  - ◆ Redundancia: contenido en otro símbolo
- ◆ Análisis semántico entre muestras
  - ◆ Sinonimia: comparación de contenidos
  - ◆ Homonimia: al descartar sinonimia por nombre

# Consecuencias del Análisis Semántico

---



## ◆ Intra-análisis → descarte de símbolos

- ◆ No pertenencia
- ◆ No relevancia
- ◆ Redundancia innecesaria

**Evitable**

**Necesario**

## ◆ Inter-análisis → ajuste de frecuencia de aparición de cada símbolo en el conjunto muestral

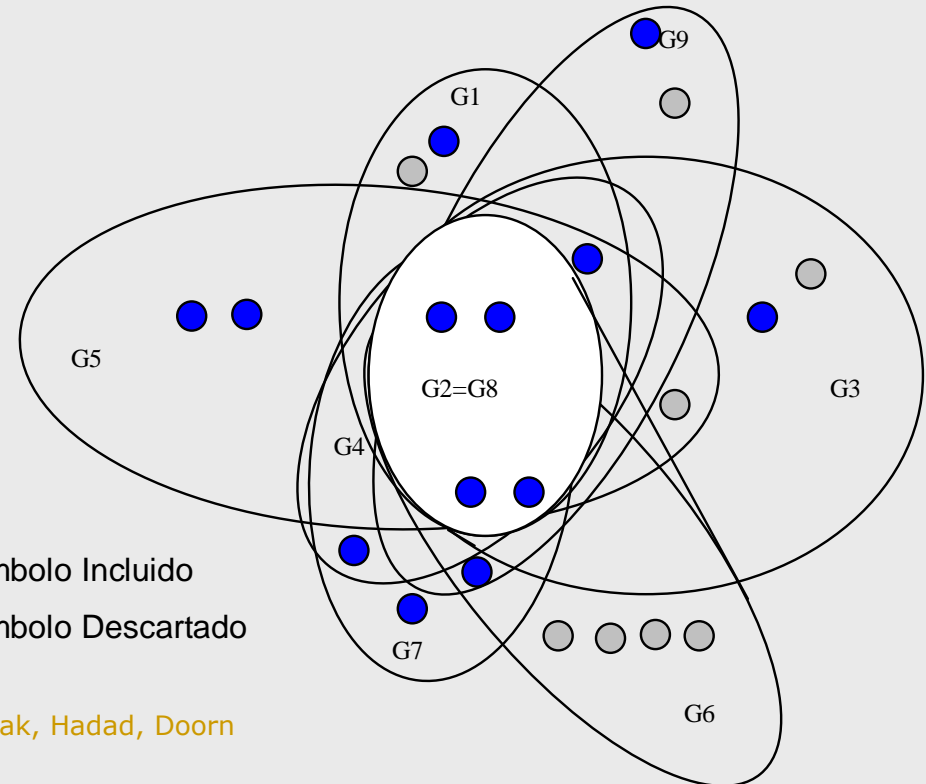
- ◆ Detección de nuevos sinónimos entre muestras
- ◆ Detección de homónimos entre muestras

# Resultados del Análisis Semántico

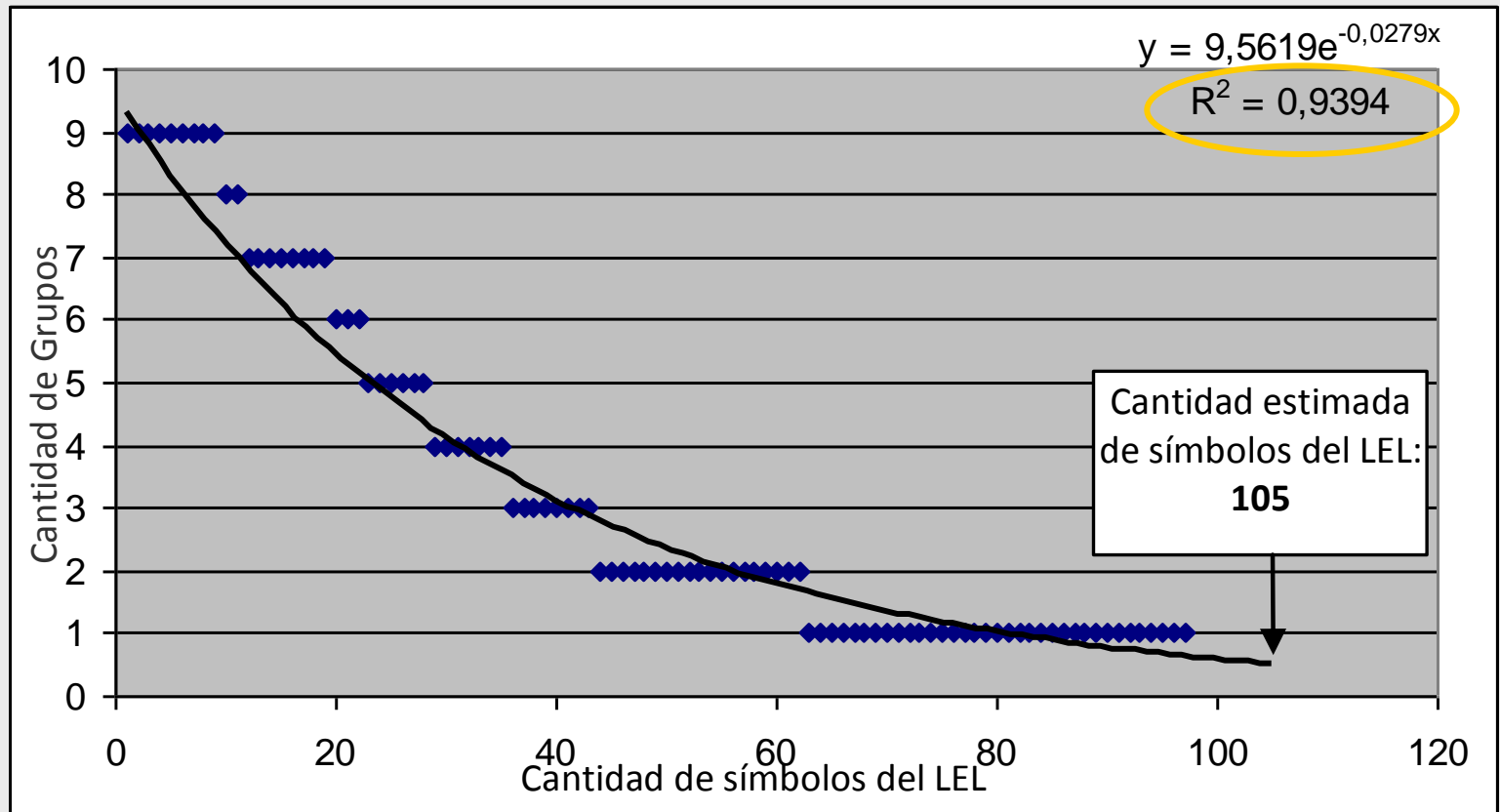


	PRE Análisis Semántico	POST Análisis Semántico
Grupo 1	54	46
Grupo 2	29	28
Grupo 3	31	24
Grupo 4	35	35
Grupo 5	67	62
Grupo 6	27	14
Grupo 7	46	44
Grupo 8	24	22
Grupo 9	55	51
<b>Total de símbolos elicitados</b>	<b>368</b>	<b>326</b>
<b>Total de símbolos sin repetición</b>	<b>132</b>	<b>97</b>

## Sub-área Adhesión Distribución de símbolos por grupo



# Aplicación del Método Predictivo post ajuste semántico



Antes

Símbolos elicitados: 132  
Símbolos estimados: 138  
Símbolos omitidos: 6

Símbolos ajustados: 97  
Símbolos estimados: 105  
Símbolos omitidos: 8

# Comparación de Resultados

		PRE Análisis Semántico	POST Análisis Semántico
Total de Grupos	Cantidad Elicitada	132	97
	Tamaño Estimado	138	105
	Omisiones Estimadas	6	8
Grupo 5	Cantidad Elicitada	67	62
	Nivel de Completitud	49%	59%



**El nivel de completitud alcanzado individualmente por cada grupo ha mejorado** (excepto Grupo 6)



**Solo 9 símbolos elicitados son comunes a todos los grupos**  
**Casi 20% símbolos elicitados son comunes a 7, 8 o 9 grupos**

# Conclusiones

---

- ◆ Los grupos no tuvieron una visión unificada del universo de discurso
- ◆ Realizar un análisis semántico hace más confiable la estimación de completitud del modelo
- ◆ A pesar de los ajustes semánticos, persiste el bajo nivel de completitud alcanzado por cada grupo
- ◆ El problema de completitud es mucho más importante que lo que se percibe a primera vista. Es un aspecto frecuentemente subestimado

# Próximos Pasos

---

- ◆ Refinar el proceso de creación del modelo léxico
  - ◆ Nuevas guías / refinar existentes: incorporar más aspectos semánticos
  - ◆ Guías que ayuden a precisar los límites del universo
  
- ◆ Elaborar más muestras del modelo léxico para el mismo universo de discurso usando un proceso afianzado de creación del modelo
  - ◆ ¿Disponer de guías más detalladas colabora en una actividad de elicitación cuyo resultado sea independiente del elicitador y con un grado de completitud mayor?



# Próximos Pasos

---

- ◆ Aplicar el método predictivo con ajuste semántico a otros modelos que utilicen el lenguaje natural
- ◆ Profundizar el análisis de la influencia del nivel de completitud de un modelo sobre otro modelo derivado de él
  - ◆ ¿El grado de completitud de un modelo se traslada a otro modelo construido a partir de información del primero? ¿o son independientes?



# Gracias por su atención!

---

## ¿Preguntas?

**Graciela Hadad:**



[graciela.hadad@comunidad.ub.edu.ar](mailto:graciela.hadad@comunidad.ub.edu.ar)

[ghadad@ing.unlam.edu.ar](mailto:ghadad@ing.unlam.edu.ar)