



自然语言处理规则方法

吴震

南京大学人工智能学院 南京大学自然语言处理研究组

2023年2月

引言



• 课程目标

- 了解自然语言处理的发展历程、研究任务/方向
 - ▶ 语言模型、文本分类、机器翻译、预训练模型等
- 掌握自然语言处理的基本方法
 - ▶ 规则方法、隐马尔科夫模型、神经网络等。
- 建立利用自然语言处理知识解决现实问题的能力
 - 自动问答、对话系统等

引言:为什么需要规则方法?



- Text2SQL
 - 输入一句话,将这句话转换成SQL可执行的查询语句



- > 缺乏足够的标注数据
- ▶ 自然语言和SQL语言间复杂的对应关系

机器学习→自然语言处理

自然语言分类-基于形态结构



- 分析型语言
 - 没有或很少有词形变化
 - 词的语法功能由词序和虚词来表达
 - 汉语、藏语等
- 屈折型语言
 - 有词形变化(通过词缀)
 - 词的语法功能由词的形态变化来表达
 - 英语、德语、法语等

自然语言分类-基于形态结构



- 黏着型语言
 - 有词形变化和附加成分
 - 词的语法功能由词的形态变化和附加成分来表达
 - 日语、芬兰语等

以日本语"食べる"为例:

食べる Tabe ru - "吃" (基本形、将来时)

食べさせる Tabe sase ru - "吃" + 使役助动词 - 使/要求(某人)吃

食べさせられる Tabe sase rare ru - "吃" + 使役助动词 + 被动助动词 - 被(其他人)要求(我)吃

食べさせられない Tabe sase rare nai - "吃" + 使役助动词 + 被动助动词+ 否定助动词 - 不被(其他人)要求(我)吃

食べさせられなかった Tabe sase rare na katta - "吃" + 使役助动词 + 被动助动词 + 否定助动词 + 过去助动词 - 曾不被(其他人)要求(我)吃

自然语言分类-基于"主动宾"位置

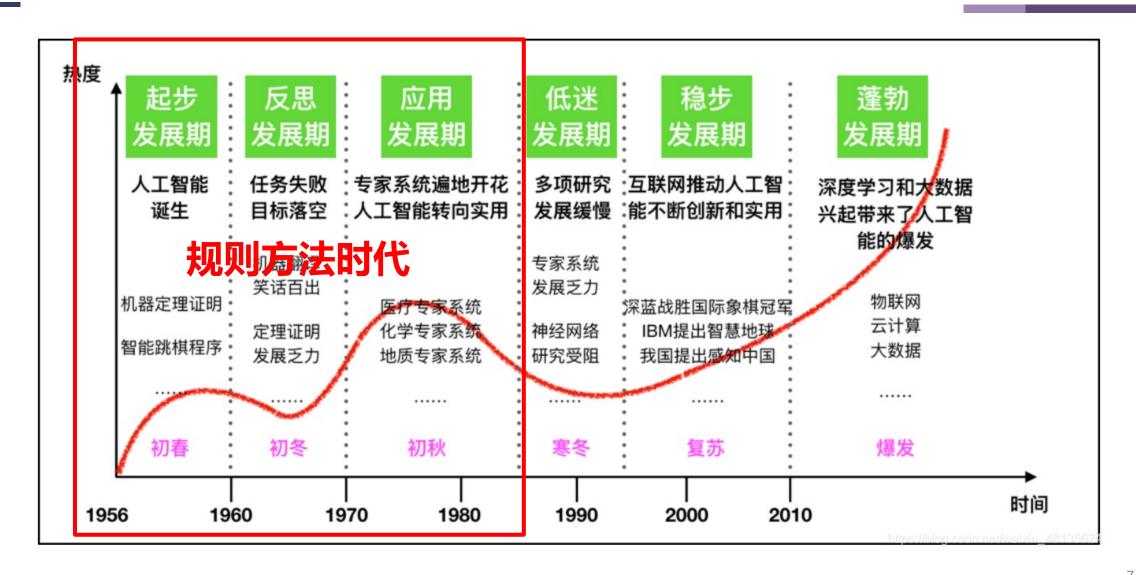


- SVO型(主-动-宾)
 - 英语、汉语等
- SOV型 (主-宾-动)
 - 日语等
- VSO型(动-主-宾)
 - 古阿拉伯语等

对翻译的影响?

规则方法时代





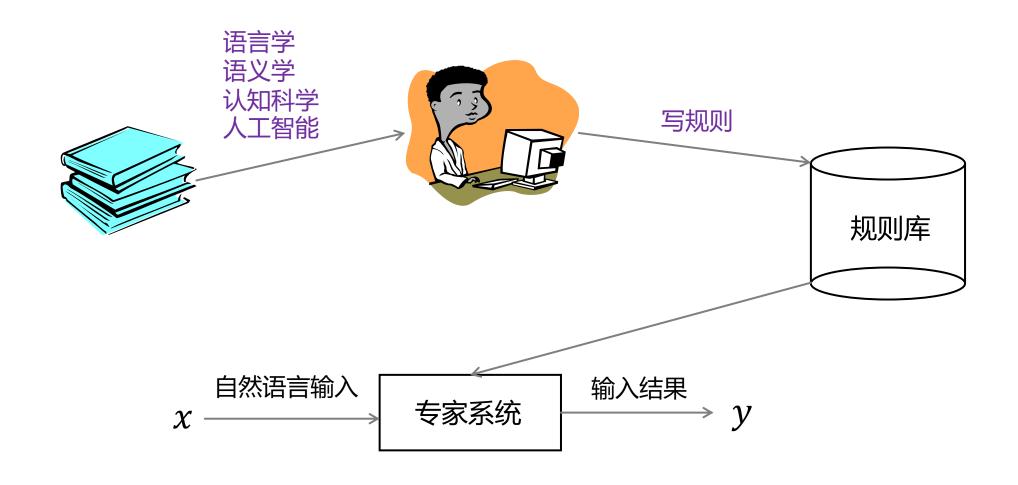
规则方法



- 以规则形式表示语言知识
- 基于规则的知识表示和推理
- 强调人对语言知识的理性整理(知识工程)
- 受计算语言学理论指导
- 语言规则(数据)与程序分离,程序体现为规则语言的解释器!

规则方法





规则方法

为京大学 NANJING UNIVERSITY

- 词法分析
- 句法分析
- 语义分析
-

词法分析



- 形态还原(针对英语、德语、法语等)
 - 把句子中的词还原成它们的基本词形(原形)
- 分词(针对汉语、日语等)
 - 识别出句子中的词
- 词性标注
 - 为句子中的词标上预定义类别集合中的类
- 命名实体识别
 - 识别出句子中的人名、地名、机构名等

形态还原(英语)



- 把句子中的词还原成原形,作为词的其它信息的索引(词典、个性规则)
- 构词特点
 - 屈折变化:词尾和词形变化,词性不变。如:
 - study, studied, studied, studying
 - speak, spoke, spoken, speaking
 - 派生变化:加前缀和后缀,词性发生变化。如:
 - friend, friendly, friendship,...
 - 复合变化:多个单词以某种方式组合成一个词。
- 还原规则
 - 通用规则:变化有规律
 - 个性规则:变化无规律

形态还原(英语)



• 规则动词还原举例

- *s -> * (SINGULAR3)
- *es -> * (SINGULAR3)
- *ies -> *y (SINGULAR3)
- *ing -> * (VING)
- *ing -> *e (VING)
- *ying -> *ie (VING)
- *??ing -> *? (VING)
- *ed -> * (PAST)(VEN)
- *ed -> *e (PAST)(VEN)
- *ied -> *y (PAST)(VEN)
- *??ed -> *? (PAST)(VEN)

形态还原(英语)



- 不规则动词还原举例
 - went -> go (PAST)
 - gone -> go (VEN)
 - sat -> sit (PAST) (VEN)

形态还原



- 基本算法(给定一段文本)
 - 1. 输入一个单词
 - 2. 如果原型词典里有该词,输出该词及其属性
 - 3. 如果有该词的还原规则,并且词典里有还原后的词,则输出还原后的词及其属性;否则,调用<未登录词模块>
 - 4. 如果输入中还有单词,转1;否则,结束。

中文分词



- 词是语言中最小的能独立运用的单位,也是语言信息处理的基本单位。
- 分词是指根据某个分词规范,把一个"字"串划分成"词"串。
- 分词规范
 - 由于单字词的存在,有时无法区分:
 - ▶ 词与语素:猪肉(鸭肉)、猪在奔跑、肉很香
 - ▶ 词与词组:
 黑布、黑板
 - 信息处理用现代汉语分词规范:GB-13715(1992)
 - 具体应用系统可根据各自的需求制定规范

中文分词-切分歧义



- 交集型歧义
 - ABC切分成AB/C或A/BC
 - 如: "和平等"
 - "独立/自主/和/平等/独立/的/原则"
 - "讨论/战争/与/和平/等/问题"
- 组合型歧义
 - AB切分成AB或A/B
 - 如:"马上"
 - ➤ "他/骑/在/马/上"
 - ▶ "马上/过来"

中文分词-切分歧义



- 混合型歧义
 - 由交集型歧义和组合型歧义嵌套与交叉而成
 - 如: "得到达" (交集型、组合型)
 - "我/今晚/得/到达/南京"
 - ▶ "我/得到/达克宁/了"
 - "我/得/到/达克宁/公司/去"

中文分词-切分歧义



- 伪歧义与真歧义
 - 伪歧义字段指在任何情况下只有一种切分。
 - "为人民"只有一种切分: "为/人民",如: "为/人民/服务"
 - 根据歧义字段本身就能消歧
 - 真歧义字段指在不同的情况下有多种切分
 - "从小学"可以有多种切分:
 - "从小/学",如:"从小/学/电脑"("从小"是切分成"从小"还是"从/小"要根据分词规范!)
 - "从/小学",如:"他/从/小学/毕业/后"
 - ▶ 根据歧义字段的上下文来消歧

分词方法-依据词典库和规则库



- 正向最大匹配(FMM)或逆向最大匹配(RMM)
 - 从左至右(FMM)或从右至左(RMM),取最长的词
- 双向最大匹配
 - 分别采用FMM和RMM进行分词,能发现交集型歧义("幼儿园/地/节目"和"幼儿/园地/节目")
 - 如果结果一致,则认为成功;否则,采用消歧规则进行消歧
- 正向最大、逆向最小匹配
 - 正向采用FMM,逆向采用最短词,能发现组合型歧义("他/骑/在/马上"和"他/骑/在/马/上")
- 逐词遍历匹配
 - 在全句中取最长的词,去掉之,对剩下字符串重复该过程
- 设立切分标记
 - 收集词首字和词尾字,先把句子分成较小单位,再用某些方法切分
- 全切分
 - 获得所有可能的切分,选择最可能的切分

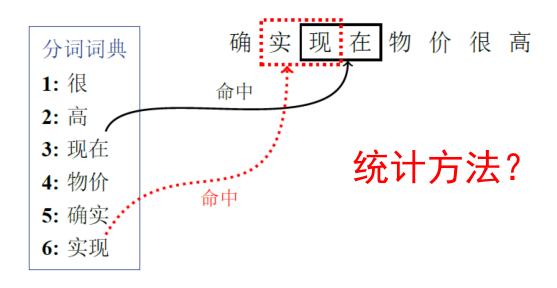
基于规则的歧义字段消歧方法



- 利用歧义字串、前驱字串和后继字串的句法、语义和语用信息
 - 句法信息
 - "阵风":根据前面是否有数词来消歧。"一/阵/风/吹/过/来"、"今天/有/阵风"
 - 语义信息
 - "了解": "他/学会/了/解/数学/难题"("难题"一般是"解"而不是"了解")
 - 语用信息
 - ▶ "拍卖" : "乒乓球拍卖完了" , 要根据场景(上下文)来确定
- 规则的粒度
 - 基于具体的词(个性规则)
 - 基于词类、词义类(共性规则)

基于规则的歧义字段消歧方法





交集型分词歧义

分词带来的问题

为京大学 NANJING UNIVERSITY

- 组成词的字的信息丢失
- 错误的分词影响后续的工作
- 不同分词规范的分词造成分词结果不一致

不分词行吗?

词性标注



• 定义:为句子中的词标上预定义类别集合中的类(词性)

• 目标:为后续的句法/语义分析提供必要的信息

标注体系 欢迎各位修读NLP课程 分词 欢迎 修读 课程 标注方法 各位 NLP 词性标注 动词 动词 名词 名词 名词 1 名词 5 代词 9 量词 2 动词 6 介词 10 助词 3 形容词 7 连词 11 感叹词 4 副词 8 数词 12 拟声词

一个以义为纲的词汇分类体系

──《现代汉语分类词典》^{*}

洪桂治 苏新春

词性标注体系



- 词的分类
 - 按形态和句法功能(句法相关性)
 - 按表达的意思(语义相关性)
 - 兼顾上述二者

英语词的分类



- 开放类(open class,每类词数不限)
 - Nouns
 - 句法上:可作物主、可有限定词、有复数形式
 - ▶ 语义上:人名、地名和物名等
 - Verbs
 - ▶ 句法上:作谓语、有几种词形变化
 - ▶ 语义上:动作、过程(一系列动作)
 - Adjectives
 - ▶ 句法上:修饰Nouns等
 - ▶ 语义上:性质
 - Adverbs
 - ➤ 句法上:修饰Verbs等
 - ▶ 语义上:方向、程度、方式、时间

英语词的分类



- 封闭类(closed class, function words, 每类词数有限)
 - Determiners
 - Pronouns
 - Prepositions
 - Conjunctions
 - Auxiliary verbs
 - Particles (if, not, ...)
 - Numerals

词性标注的挑战

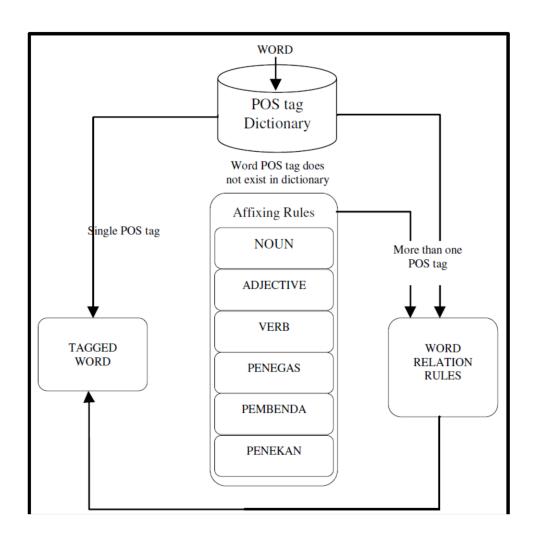


- 兼类词
 - 一个词具有两个或者两个以上的词性
 - 英文的Brown语料库中,10.4%的词是兼类词。例如:
 - > The back door
 - On my back
 - Promise to back the bill
 - 汉语兼类词,例如:
 - ▶ 把门锁上 买了一把锁
 - ▶ 他研究xx 他的研究工作...
 - 由于缺少词形变化,汉语的兼类词更多!

词性标注方法



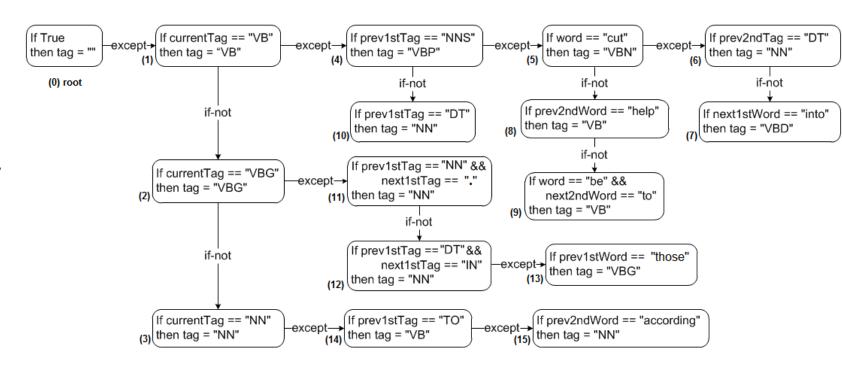
- 规则方法
 - 词典和规则提供候选词性
 - 消歧规则进行消歧



词性标注方法



- 统计方法
 - 选择最可能的词性结果
 - 训练用语料库(已标注)
- 基于转换的错误驱动方法
 - 大规模标注语料库
 - 统计学习规则
 - 用规则方法进行标注



RDRPOSTagger:以二叉树的形式自动构建标注规则 https://github.com/datquocnguyen/RDRPOSTagger

命名实体识别(NER)



- 定义:识别出一句话中的所有命名实体
 - 找到实体的边界
 - 确定实体类型
- 目的:识别出实体,为后续的语义分析提供支持



命名实体分类



- 3大类
 - 实体类、时间类、数字类
- 7小类
 - 人名、地名、机构名、时间、日期、货币量、百分数
- 其他体系(根据需要)

Type	Tag	Sample Categories	Example sentences
People	PER	people, characters	Turing is a giant of computer science.
Organization	ORG	companies, sports teams	The IPCC warned about the cyclone.
Location	LOC	regions, mountains, seas	Mt. Sanitas is in Sunshine Canyon.
Geo-Political Entity	GPE	countries, states	Palo Alto is raising the fees for parking.

基于规则的命名实体识别



- 核心思想
 - 匹配
 - 依赖词典、模板、正则表达式
- 人名限制成分
 - 身份词:深度学习专家Hinton
 - 指界词: Hinton参加/同意/反对
 - 标点符号: 2018年图灵奖得主是Hinton、 Bengio、 Yann LeCun。

基于规则的命名实体识别



- 基于实体词表的匹配识别
 - 专家总结实体词表,利用词表进行匹配
 - 优点:速度快
 - 缺点:覆盖率有限,人力总结
 - 适合垂直领域,如医疗、金融、法律等

变化的实体(邮箱)怎么识别???

基于规则的命名实体识别



- 基于规则模板的匹配识别
 - 可以作为实体词表识别的补充
 - 分析实体词或者属性值的构词规则,并构建规则模板(正则表达式)
 - Email的表现形式通常为xxxx@xxx.com,利用 "^\w+([-+.]\w+)@\w+([-.]\w+).\w+([-.]\w+)*\$"
 来匹配Email地址
 - ▶ 利用 "\d{4}[年-]\d{1,2}[月-]\d{1,2}日"的正则模板表达式来提取日期

机器翻译



机器翻译(Machine Translation)是一个将源语言的句子x翻译成目标语言句子y(译文)的任务。



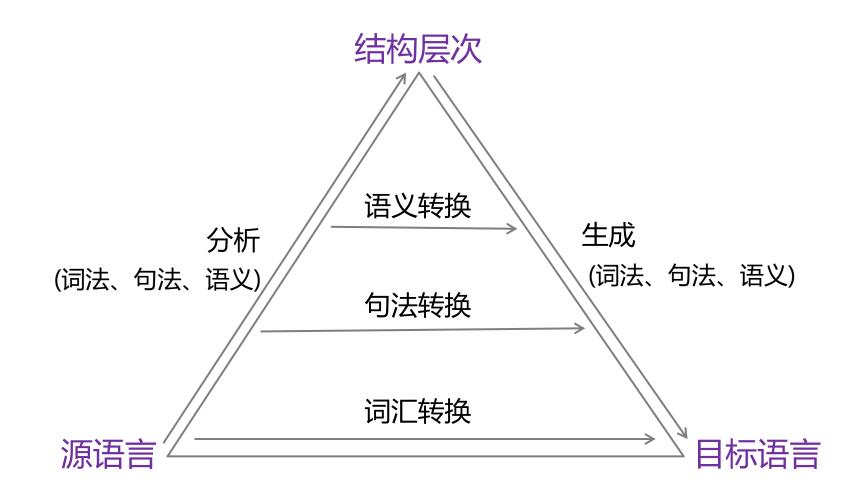
规则翻译步骤



- 分析
 - 将源语言句子解析成一种深层的结构表示
- 转换
 - 将源语言句子的深层结构表示转换成目标语言的深层结构表示
- 生成
 - 根据目标语言的深层结构表示生成对应的目标语言句子

翻译层次





基于规则的机器翻译

为京大学 NANJING UNIVERSITY

- 基于词的转换翻译
- 基于句法结构转换的翻译
- 基于语义转换的翻译
- 基于中间语言 (Interlingua)的翻译

基于词的转换翻译

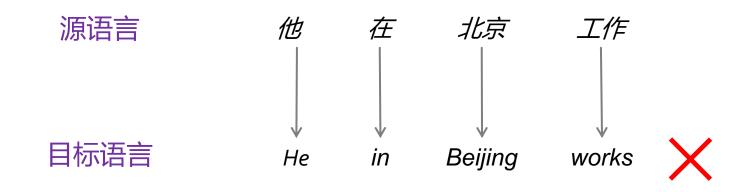


- 翻译过程
 - 词法分析(源语言)
 - 译词选择
 - 词序调整
 - 形态(词形变化)生成
- 翻译所需的知识
 - 词法规则(源语言)
 - 双语词典及规则
 - 调序规则
 - 形态生成规则

翻译样例-词汇层次



- 词汇转换规则
 - 他 → He , 在 → in , 北京 → Beijing , 工作 → works



基于句法结构转换的翻译

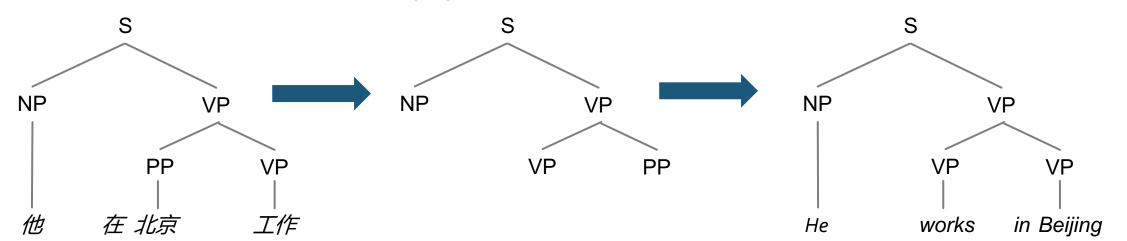


- 翻译过程
 - 句法分析(源语言)
 - 递归地利用一组"树-树"的转换规则,把源语言的句法树转换成目标语言的句法树
 - 从目标语言的句法树生成目标语言句子。

翻译样例-句法层次

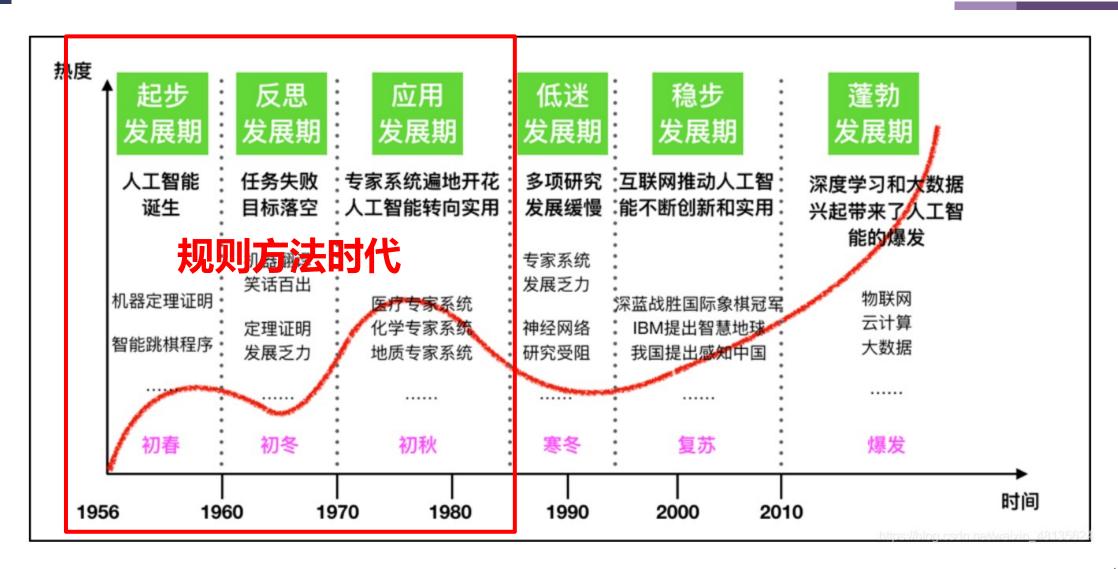


- 分析规则
 - NP → 他 , PP → 在北京 , VP → 工作 , VP → PP VP , S → NP VP
- 句法转换规则
 - $S(NPVP) \rightarrow S(NPVP)$, $VP(PPVP) \rightarrow VP(VPPP)$
- 词汇转换规则
 - 他→He,在→in,北京→Beijing,工作→works



规则方法时代





规则方法的问题



- 规则质量依赖于语言学家的知识和经验,获取成本高
- 规则之间容易发生冲突
- 大规模规则系统维护难度大



"Anytime a linguist leaves the group the recognition rate goes up."

- Frederick Jelinek, 1988

Frederick Jelinek (1932-2010)

Researcher in Information Theory, Speech Recognition, and Natural Language Processing Professor at Cornell 1962-1974

Head of Continuous Speech Recognition group, IBM T.J. Watson 1972-1993 Head of Center for Language and Speech Processing, JHU 1993-2010



Thank you! Q&A

