III Simpósio Doutoral da Linguateca

Estado da arte:
- Extração de Informação (geográfica)

Marcirio Silveira Chaves

Contexto / Motivação

- ✓ Aproximação entre conhecimento expresso em textos e aquele que pode ser representado formalmente
- ✓ Domínio geográfico – transversal
- ✓ Expansão do conhecimento geográfico existente
  - – Integração de informação

Roteiro

- ✓ Extração de Informação (EI)
- ✓ Avaliação de EI
- ✓ Extração de informação geográfica
- ✓ Integração de conhecimento geográfico
- ✓ Trabalhos correlatos

Extração de Informação

- ✓ qualquer processo que **seletivamente estrutura e combina** dados encontrados por esse processo, os quais estão explícita ou implicitamente declarados em um ou mais textos [Cowie and Wilks 2000].
- ✓ ... reconhecimento das **propriedades** e **relações** que são mencionadas em um ponto particular de um texto [DowdallEtal04].
- ✓ **processo** de derivar **dado quantificável desambiguado** a partir da LN para servir a alguma necessidade de **informação precisa e pré-especificada** [Cunningham05].

Extração de Informação

1. Regras
   - ✓ Ex.: *cidade [W]*
   - ✓ Listas negras
2. Aprendizagem automática
   - ✓ *Bootstraping*
3. Apoiada por listas de EMs
   - ✓ Usados em 1 e 2

Extração de Informação

- ✓ Avaliações
  - – MUCs
  - – ACE - *Automatic Content Extraction*
  - – HAREM

MUC dividido em 5 tarefas em 1998

O largo do Marquês de Pombal foi ponto de encontro dos adeptos após a vitória de Portugal na última terça-feira. Ele foi primeiro-ministro de Portugal e um dos principais personagens na reconstrução de Lisboa após o terremoto de 1755.

- ✓ Reconhecimento de Entidades Mencionadas (REM)

***REM**: reconhece que as EMs presentes são: o largo do Marquês de Pombal, Portugal, Lisboa e terremoto de 1755.*

- ✓ Resolução de Co-referências (RCO)
  - Identifica quais entidades e referências (pronomes, por exemplo) se referem para a mesma coisa.

***RCO**: reconhece que Ele se refere a Marquês de Pombal.*

MUC dividido em 5 tarefas em 1998

✓Construção do Modelo de Elementos (CME)
- Adiciona informação descritiva para os resultados gerados em REM (usando RCO).

***CME**: reconhece que Marquês de Pombal é um largo (no modelo de elementos, Marquês de Pombal preencheria o campo largo, que geralmente são pontos de referência nas cidades).*

✓Construção do Modelo de Relacionamentos (CMR)
- Encontra relacionamentos entre as EMs com informação descritiva.

***CMR**: reconhece que Marquês de Pombal foi primeiro-ministro.*

✓Produção do Cenário do Modelo (PCM)
- Analisa os resultados produzidos em CME e CMR e reconhece o cenário e as entidades mencionadas envolvidas.

***PCM**: reconhece que Portugal venceu um jogo e como conseqüência os adeptos foram para junto ao largo do Marquês de Pombal.*

ACE - *Automatic Content Extraction*

MUC	ACE
Reconhecimento de Entidades Mencionadas (REM) Resolução de Co-referências (RCO)	*Entity Detection and Tracking*
Construção do Modelo de Elementos (CME) Construção do Modelo de Relacionamentos (CMR)	*Relation Detection and Tracking*
Produção do Cenário do Modelo (PCM)	Detecção e caracterização de evento

ACE - *Automatic Content Extraction*

- ✓ Categorias
  - Pessoa, Organização, Entidade geo-política, Local (entidade geográfica com extensão física), *facility* (artefatos feitos por humanos)
- ✓ Tarefas mais complexas no ACE
  - Taxonomia das entidades é mais granular
  - Interpretação de metonímia (análise semântica dos textos)
  - Múltiplos domínios utilizados e fontes de informação
- ✓ Sw público
- ✓ Avaliação não é pública (restrita aos participantes)

EI geográfica

- ✓ Uso de almanaques/ontologias
- ✓ Padrões
  - [*conceito geográfico*] *tais como ...,*
- ✓ Regras
  - localizado em [Local]
  - situado em [Local]
  - rua [Local]
  - ...

Extração de informação geográfica

- ✓ Reconhecimento de EMs geográficas (locais)
- ✓ Identificação das propriedades dos conceitos geográficos
- ✓ Ex.:

O rio Douro é um rio que nasce na província de Sória, nos picos da Serra de Urbião, a 2.080 metros de altitude e atravessa o norte de Portugal. A foz do Douro é junto à cidade do Porto. Tem 850 km de comprimento.

- Rio: Douro
- Comprimento do rio:850 km
- Foz: cidade do Porto
- Província: Sória
- Serra: Serra de Urbião
- Altitude da serra: 2.080 metros

EI geográfica

- ✓ Relações espaciais [Delboni et al. 05]
  - – Fuzzy
    - • Próximo, perto, abaixo de
  - – Topológica
    - • Dentro de, no coração de, embaixo de
  - – **Direcional**
    - • **Em frente ao, ao lado de, atrás de**
  - – **Métrica**
    - • **A ? Km de, a ? minutos de, a ? quarteirões de**

EI geográfica

- ✓ Principais ambigüidades existentes
  - – Com ORG e PES

Ex.:
O **Porto** está muito a frente dos demais clubes.
A **Armênia** entrou para a escola esse ano.

- – Reconhecimento em contexto

Integração de conhecimento geográfico

Integração de conhecimento geográfico

- ✓ Conhecimento proveninente de forntes de autoridades administrativas
- ✓ Conhecimento adquirido dos textos (LN)

- ✓ Novo conhecimento
  - – Nomes alternativos
    - • Históricos, raros, ...
  - – Extensão dos atributos geográficos
    - • Comprimento, altitude, nascente, ...
- ✓ Problemas
  - – Conceitos distintos, complementares

Integração de conhecimento geográfico

- ✓ Problemas na integração
  - – Texto – Texto
    - • Reconhecer que diferentes nomes se referem ao mesmo local
      - – Rio, Rio de Janeiro, Cidade Maravilhosa
      - – Grande Lisboa, região metropolitana de Lisboa, *Great Lisbon*
  - – Texto – Ontologia
    - • Reconhecer que diferentes nomes se referem ao mesmo local
    - • Em que local da ontologia integrar o novo conhecimento?

Trabalhos correlatos

Tarefas envolvendo ontologias

- ✓ Construção de ontologias: Dado um conjunto de documentos, produz-se uma ontologia com esses documentos como ocorrências.
- ✓ Extensão de ontologias: Dada uma ontologia parcial e um conjunto de ocorrências, estende-se a ontologia com novos conceitos respeitantes às ocorrências.
- ✓ População de ontologias: Dada uma estrutura conceitual com uma população parcial, desenvolve-se um modelo que possa assumir novas ocorrências para os conceitos.

Tarefas envolvendo ontologias

- ✓ Tipos de entradas
  - Texto
  - Dicionário legível por máquina
  - Base de conhecimento
  - Dados semi-estruturados (esquemas XML)
  - Base de dados

Aprendizado de ontologias – texto

- ✓ Extração baseada em padrões
  - *n* nomes são detectados, então os *n-1* primeiros nomes são hiperônimos de *n*.
  - Hearst 1992
- ✓ Regras de associação
  - Algoritmo recebe como entrada exemplos de regras e percorre a hierarquia para detectar novas associações que serão validadas pelo engenheiro do conhecimento
  - Ex.: (evento;área).
- ✓ Agrupamento conceitual
  - Conceitos são agrupados de acordo com a distância semântica entre cada conceito para formar hierarquias
- ✓ Apredizagem de conceitos
  - Dada uma taxonomia, ela é incrementalmente expandida com novos conceitos dos textos

População de ontologias a partir de menções [B. Magnini et al. 06]

- ✓ Uma entidade pode ter várias menções
  Ex.:
  - Entidade: Vila Nova de Gaia
  - Menções: Gaia, Vila Nova de Gaia, V. N. de Gaia
- ✓ Sub-tarefa de população de ontologias
- ✓ Coleção de documentos anotados manualmente
- ✓ Agrupados em categorias (notícia, cultura, local, ...)
- ✓ Usa modelo com uma lista de atributos que devem ser encontrados nos textos

População de ontologias a partir de menções [B. Magnini et al. 06]

- ✓ Experimento realizado com atributos da categoria Pessoa
  - 49% das menções distintas foram incluídas nos atributos
- ✓ Com Locais
  - Nome
  - Tipo
  - Comprimento
  - Altitude
  - ...

Snowball

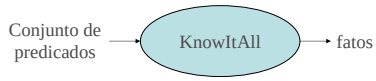
- ✓ Baseline
  - Encontra co-ocorrências de nomes de organizações e locais na mesma linha de um doc..
- ✓ Adapatação do método DIPRE (*Dual Iterative Pattern Expansion*)
  - Extrai relações estruturadas de docs. HTML
  - Recebe conjunto de tuplas [organização,localização] definidas manualmente para treinamento
  - Utiliza o REM - MITRE Corporation`s Alembic Workbench
  - Tenta identificar padrões de ocorrências baseada nas etiquetas colocadas pelo REM.
- ✓ Associa um grau de confiança aos padrões encontrados

Snowball

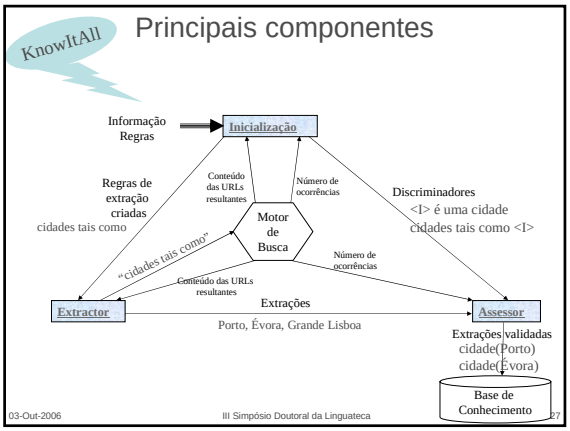
- ✓ Avaliação manual dos resultados
  - 100 pares ORG-LOC escolhidos aleatoriamente
  - Erros divididos em 3 categorias:
    - Local etiquetado erroneamente
    - Org. etiquetada erroneamente
    - Relacionamento errado, ex.: "*FCUL localizada no Porto*".
- ✓ Limitações
  - Não integra o conhecimento extraído com o conhecimento existente
  - Não extrai propriedades de conceitos

KnowItAll

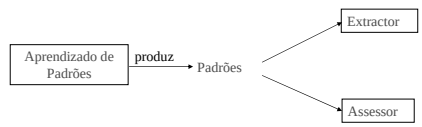
- ✓ Atribui uma probabilidade a cada fato extraído



Principais componentes



Modelo com aprendizado



Métodos utilizados para melhorar a abrangência

- ✓ Aprendizado de padrões
- ✓ Extração de subclasses
- ✓ Extração de listas

Aprendizado de padrões

- ✓ Recebe um conjunto de instâncias geradas a partir do *Extractor*
- ✓ Consulta a web
- ✓ "melhores padrões são selecionados" = **Padrões aprendidos**

Objectivo: Encontrar padrões de alta qualidade

Aprendizado de padrões

- ✓ Classe <*cidade*> e conjunto de instâncias (Lisboa, Algarve, Vila Nova de Gaia)
- ✓ Procura as intâncias na web e guarda contexto
  - (w w w w <I> w w w w)
- ✓ Identifica padrões candidatos

  Ex.:

  localizado em Lisboa
  está **situado no** Algarve **a 40 Km de**
  perto de Vila Nova de Gaia **no norte do país**

- ✓ Avalia os padrões (Precisão estimada)

Aprendizado de padrões

- ❑ Padrões aprendidos atuando como Extratores
  - **localizado em** <cidade>
  - **situado no** <cidade>
  - **perto de** <cidade>

  Consulta a web.

  - Qualquer nome próprio ocorrendo após **os padrões aprendidos** torna-se um candidato a cidade.

Aprendizado de padrões

- ❑ Padrões aprendidos atuando como Discriminadores
  - <I> é uma cidade
  - Limiar aprendido: 0.000016
  - cidades tais como <I>
  - Limiar aprendido: 0.000044
  - <I> e outros municípios
  - Limiar aprendido: 0.000032
  - ...
- Output
  - Fatos
    - vila (Sintra)
    - concelho (Silves)

KnowItAll

- ✓ Limitações
  - Não integra o conhecimento extraído com o conhecimento existente
  - Não extrai propriedades de conceitos
  - Não relaciona os fatos extraídos

Alfonseca e Manandhar

- ✓ Enriquecimento de ontologias de modo não-supervisionado com informação dependente de domínio
- ✓ Desambiguação do sentido das palavras
  - Submete um synset da WordNet para um motor de busca
  - Calcula a frequência das palavras retornadas
  - Submete essas palavras a duas funções que pesam a proximidade de cada uma com um determinado termo
- ✓ Experimento
  - Documentos (versão eletrônica do livro O senhor dos Anéis, 1968) – 478.000 palavras
  - Ontologia utilizada: 7 conceitos em 3 níveis hierárquicos
  - Sem avaliação

Uryupina

- ✓ Objetivo
  - Aquisição de almanaques a partir de páginas web
- ✓ Uso de padrões
  - "X island", "island of X"
  - Selecionados manualmente
- ✓ Almanaque utilizado inicialmente é codificado manualmente (1.260 locais)
- ✓ Usa treinamento
  - Ripper (*machine learner*)

Uryupina

- ✓ *Bootstrapping*
  - Nomes de Locais do almanaque são pesquisados no AltaVista
  - Para cada nome, extrai o contexto *2E Local 2D das* 100 primeiras páginas retornadas
  - Seleciona os melhores padrões aprendidos para captar novos nomes
- ✓ Avaliação
  - 86,5% de precisão média para nomes de cidades, países, ilhas, montanhas e regiões.
- ✓ Resultado
  - Listas de nomes de locais
- ✓ Limitações
  - Não há hierarquia nos nomes aprendidos nos documentos.
  - Não integra os nomes aprendidos ao alamanaque codificado inicialmente

Comparação: trabalhos correlatos

	PAD	Onto	EEM	ICA	PT
Snowball	✓	X	✓	X	X
KnowItAll	✓	X	✓	X	X
Alfonseca e Manandhar	X	✓ (WordNet)	✓	?	X
Uryupina	✓	✓ (almanaque)	✓	X	X

- ✓ Legenda:
  - PAD = padrões
  - Onto = ontologias
  - EEM = Extração de EMs
  - ICA = Integra o conhecimento adquirido
  - PT = processa textos em português

Considerações Finais

- ✓ EI
- ✓ EI geográfica
- ✓ EI -> Integração de informação
- ✓ Trabalhos relacionados e suas limitações