

# 왓슨 컴퓨터의 인공지능 소개

소프트웨어정책연구소  
김석원

2015.11.30



# Jeopardy! game

## Jeopardy! Round

EU, THE EUROPEAN UNION	ACTORS WHO DIRECT	DIALING FOR DIALECTS	BREAKING NEWS	ONE BUCK OR LESS	ALSO ON YOUR COMPUTER KEYS
<p><b>\$200</b> 1</p> <p>Each year the EU selects capitals of culture; one of the 2010 cities was this Turkish "meeting place of cultures"</p>	<p><b>\$200</b> 23</p> <p>"Rocky II", "III" &amp; "IV"</p>	<p><b>\$200</b> 30</p> <p>Sprechen Sie Plattdeutsch? If you do, you speak the Low variety of this language</p>	<p><b>\$200</b> 16</p> <p>Before this hotel mogul's elbow broke through it, a Picasso he owned was worth \$139 million; after, \$85 million</p>	<p><b>\$200</b> 17</p> <p>On December 8, 2008 this national newspaper raised its newsstand price by 25 cents to \$1</p>	<p><b>\$200</b> 22</p> <p>Proverbially, it's "where the heart is"</p>
<p><b>\$400</b> 25</p> <p>The Schengen Agreement removes any controls at these between most EU neighbors</p>	<p><b>\$400</b> 24</p> <p>"Million Dollar Baby" &amp; "Unforgiven"</p>	<p><b>\$400</b> 26</p> <p>Dialects of this language include Wu, Yue &amp; Hakka</p>	<p><b>\$400</b> 28</p> <p>It was 103 degrees in July 2010 &amp; Con Ed's command center in this N.Y. borough showed 12,963 megawatts consumed at 1 time</p>	<p><b>\$400</b> 29</p> <p>The USPS cost for mailing this, a minimum of 3 1/2 x 5 inches, is 28 cents; wish you were here!</p>	<p><b>\$400</b> 27</p> <p>A loose-fitting dress hanging straight from the shoulders to below the waist</p>
<p><b>\$600</b> 21</p> <p>A controversial EU subsidy program is called CAP, short for "common" this "policy"</p>	<p><b>\$600</b> 11</p> <p>"The Pledge" &amp; "Into the Wild"</p>	<p><b>\$600</b> 15</p> <p>Vedic, dating back at least 4,000 years, is the earliest dialect of this classical language of India</p>	<p><b>DD: \$3,600</b> 18</p> <p>Senator Obama attended the 2006 groundbreaking for this man's memorial, 1/2 mile from Lincoln's</p>	<p><b>\$600</b> 19</p> <p>In 2002 Eminem signed this rapper to a 7-figure deal, obviously worth a lot more than his name implies</p>	<p><b>\$600</b> 20</p> <p>Football position that can be split or tight</p>
<p><b>\$800</b> 2</p> <p>Elected every 5 years, it has 736 members from 7 parties</p>	<p><b>\$800</b> 10</p> <p>"The Great Debaters"</p>	<p><b>\$800</b> 4</p> <p>While Maltese borrows many words from Italian, it developed from a dialect of this Semitic language</p>	<p><b>\$800</b> 6</p> <p>Gambler Charles Wells is believed to have inspired the song "The Man Who" did this "At Monte Carlo"</p>	<p><b>\$800</b> 8</p> <p>99 cents got me a 4-pack of Ytterlig coasters from this Swedish chain</p>	<p><b>\$800</b> 13</p> <p>It's an abbreviation for Grand Prix auto racing</p>
<p><b>\$1000</b> 3</p> <p>As of 2010, Croatia &amp; Macedonia are candidates but this is the only former Yugoslav republic in the EU</p>	<p><b>\$1000</b> 9</p> <p>"A Bronx Tale"</p>	<p><b>\$1000</b> 5</p> <p>Aeolic, spoken in ancient times, was a dialect of this</p>	<p><b>\$1000</b> 7</p> <p>Nearly 10 million YouTubers saw Dave Carroll's clip called this "friendly skies" airline "Breaks Guitars"</p>	<p><b>\$1000</b> 12</p> <p>A 15-ounce V05 Moisture Milks conditioner from this manufacturer averages a buck online</p>	<p><b>\$1000</b> 14</p> <p>An additional section placed within the folds of a newspaper</p>

- 사전 buzz-in penalty – 불이 켜진 후에 buzz
- Daily Double
  - 선택한 사람만 답변
  - 베팅은 \$5 to max(자기점수, 보드최고점수)
  - 1라운드 1개, 2라운드 2개
- Final Jeopardy
  - 세 명 모두 답변
  - 베팅은 \$0 to 자기점수 - 올인
- 문제로 제시된 clue가 대답이 되는 “질문”을 맞춰야 함
  - “(Q)이것은 천국과 지옥을 그린 시스틴성당에 있는 미켈란젤로의 벽화이다 -> (A)What’s The Last Judgment? ”
  - Jeopardy 라운드에서는 경고만 하고 넘어감
  - Double Jeopardy 라운드에서는 경고를 하고 답변을 rephrase하게 함
  - Final Jeopardy 라운드에서는 정확하게 답하지 않으면 오답

- Watson의 제약에 따라 제외된 문제 유형
- A/V questions
  - 그림이나 음악이 포함된 문제
- Special Instructions
  - 문제(clue)외에 추가 설명이 주어지는 문제
    - Category: Decode the Postal Codes
    - *호스트의 설명: We're going to give you a word comprising two postal abbreviations; you have to identify the states.*
    - Clue: Vain
    - Answer: Virginia and Indiana

- 1 **Introduction to “This is Watson”**  
D. A. Ferrucci

---

- 2 **Question analysis: How Watson reads a clue**  
A. Lally, J. M. Prager, M. C. McCord, B. K. Boguraev, S. Patwardhan, J. Fan, P. Fodor, and J. Chu-Carroll

---

- 3 **Deep parsing in Watson**  
M. C. McCord, J. W. Murdock, and B. K. Boguraev

---

- 4 **Textual resource acquisition and engineering**  
J. Chu-Carroll, J. Fan, N. Schlaefler, and W. Zadrozny

---

- 5 **Automatic knowledge extraction from documents**  
J. Fan, A. Kalyanpur, D. C. Gondek, and D. A. Ferrucci

---

- 6 **Finding needles in the haystack: Search and candidate generation**  
J. Chu-Carroll, J. Fan, B. K. Boguraev, D. Carmel, D. Sheinwald, and C. Welty

---

- 7 **Typing candidate answers using type coercion**  
J. W. Murdock, A. Kalyanpur, C. Welty, J. Fan, D. A. Ferrucci, D. C. Gondek, L. Zhang, and H. Kanayama

---

- 8 **Textual evidence gathering and analysis**  
J. W. Murdock, J. Fan, A. Lally, H. Shima, and B. K. Boguraev

---

- 9 **Relation extraction and scoring in DeepQA**  
C. Wang, A. Kalyanpur, J. Fan, B. K. Boguraev, and D. C. Gondek

---

- 10 **Structured data and inference in DeepQA**  
A. Kalyanpur, B. K. Boguraev, S. Patwardhan, J. W. Murdock, A. Lally, C. Welty, J. M. Prager, B. Coppola, A. Fokoue-Nkoutche, L. Zhang, Y. Pan, and Z. M. Qiu

---

- 11 **Special Questions and techniques**  
J. M. Prager, E. W. Brown, and J. Chu-Carroll

---

- 12 **Identifying implicit relationships**  
J. Chu-Carroll, E. W. Brown, A. Lally, and J. W. Murdock

---

- 13 **Fact-based question decomposition in DeepQA**  
A. Kalyanpur, S. Patwardhan, B. K. Boguraev, A. Lally, and J. Chu-Carroll

---

- 14 **A framework for merging and ranking of answers in DeepQA**  
D. C. Gondek, A. Lally, A. Kalyanpur, J. W. Murdock, P. A. Duboue, L. Zhang, Y. Pan, Z. M. Qiu, and C. Welty

---

- 15 **Making Watson fast**  
E. A. Epstein, M. I. Schor, B. S. Iyer, A. Lally, E. W. Brown, and J. Cwiklik

---

- 16 **Simulation, learning, and optimization techniques in Watson’s game strategies**  
G. Tesauro, D. C. Gondek, J. Lenchner, J. Fan, and J. M. Prager

---

- 17 **In the game: The interface between Watson and Jeopardy!**  
B. L. Lewis

---

[Link to the resources](#)

- 그녀는 일본의 피겨스케이팅 선수로 2009 그랑프리 파이널에서 김연아에 이어 2위를 차지
- 2010 밴쿠버 동계올림픽에서는 5위

- 그녀는 일본의 피겨스케이팅 선수로 2009 그랑프리 파이널에서 김연아에 이어 2위를 차지
- 2010 밴쿠버 동계올림픽에서는 5위

문제 이해

일본 여자

피겨스케이팅선수

기억 탐색

아사다 마오

안도 미키

후보 비교

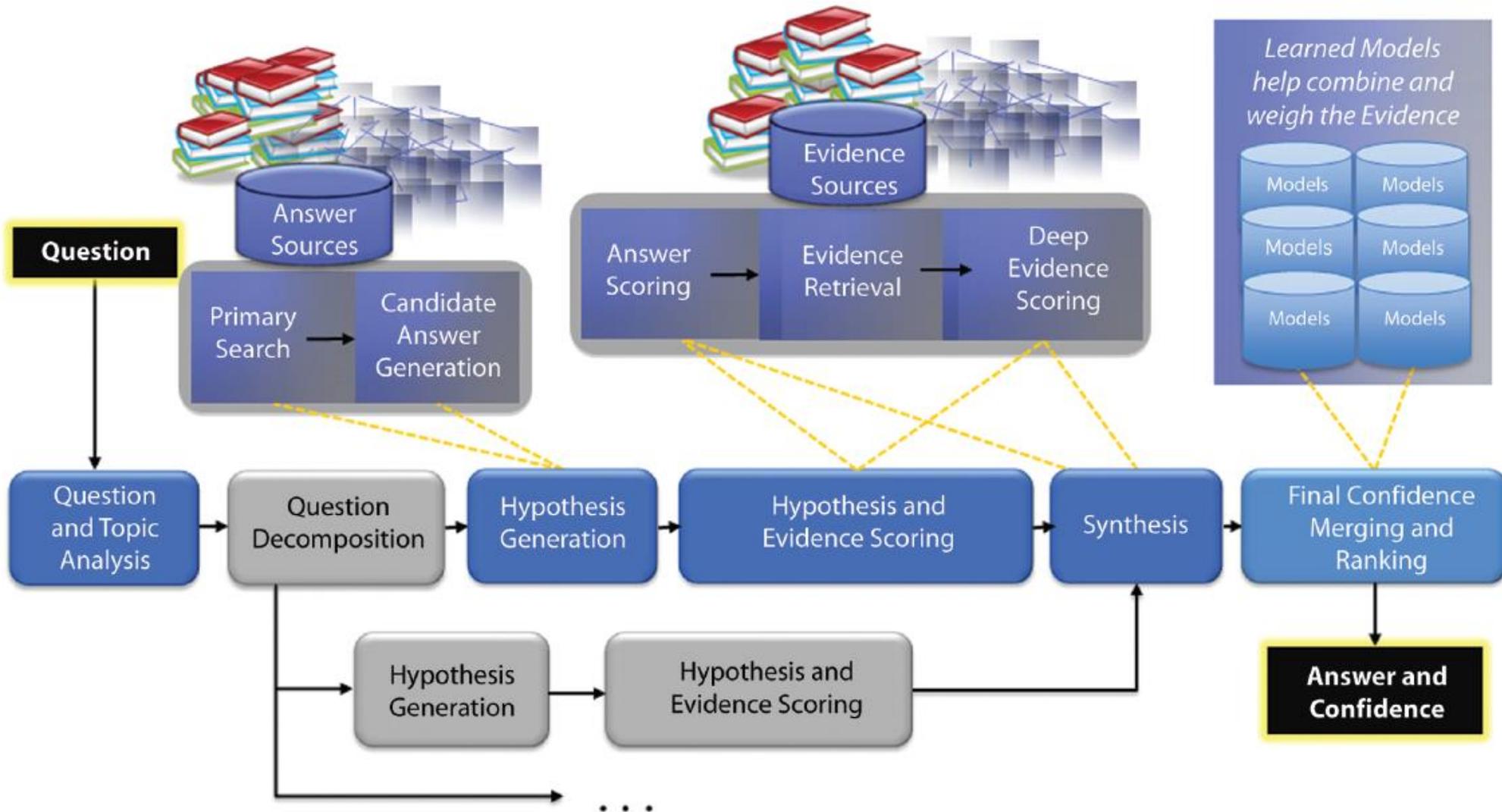
점수 계산

답안 결정

종합 평가

Buzz-in 판단

# 왓슨 아키텍처



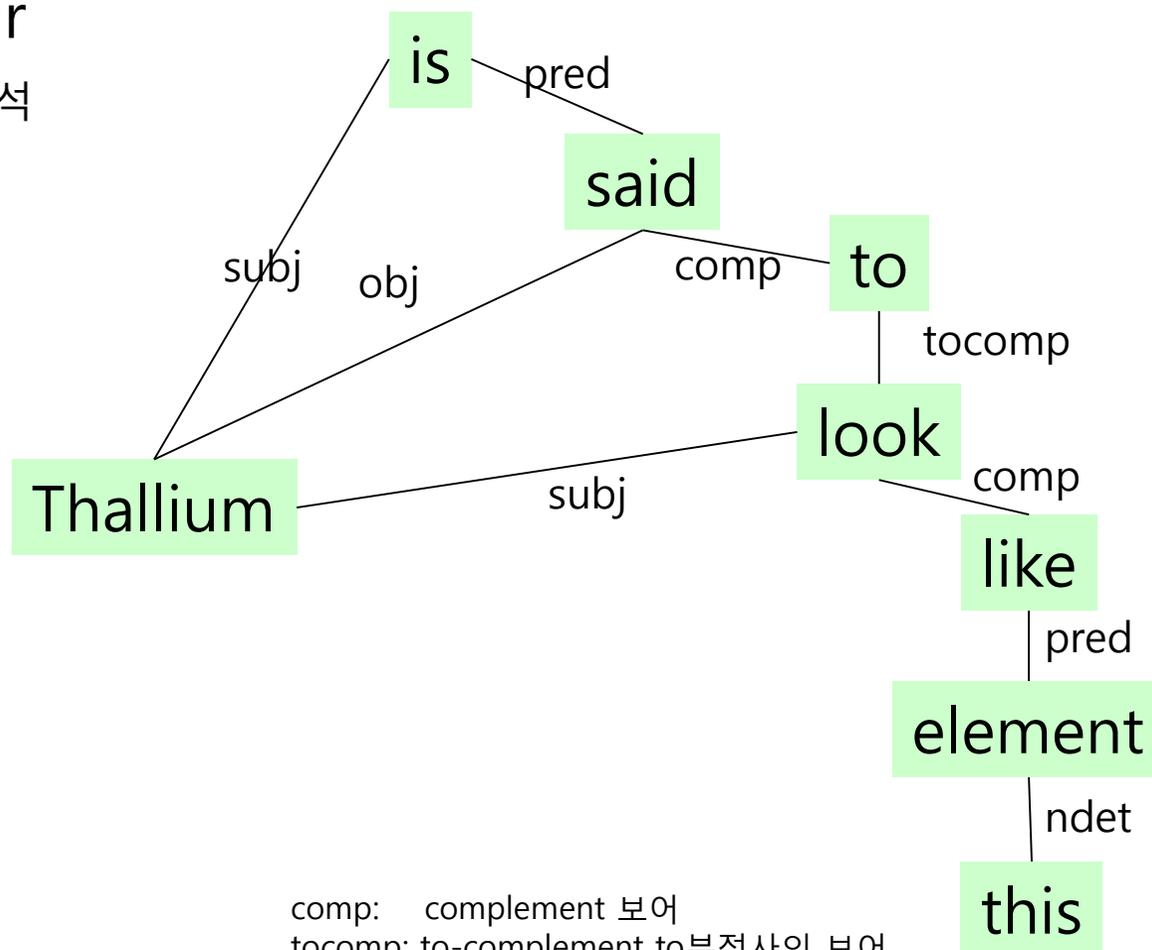
- 게임은 offline으로 진행
- 실시간으로 검색, 계산하기에 느림
- Source Expansion
  - Unstructured resources
    - 위키피디아, 셰익스피어 작품, 성서, IMDB, 기타 웹콘텐츠 등을 미리 변환해둬
    - Textual corpus 형태로 저장
  - PRISMATIC
    - 자체 개발한 지식 소스
    - 많은 텍스트 문서에서 syntactic and shallow semantic relation을 추출하여 트리구조화
  - Structured content
    - DBpedia, WordNet, YAGO ontology, etc.

- Deep parsing
  - Syntactic and shallow semantic analysis
- 관계추출
  - 사전 정의된 관계에 대한 추출
    - 주로 영화연예 분야, 시간관계, 위치관계, 국적 등
  - Prolog Theorem Prover 이용

## ESG : English Slot Grammar

어휘, 문법관계, 시만틱정보 분석

Thallium is  
said to look  
like this  
element



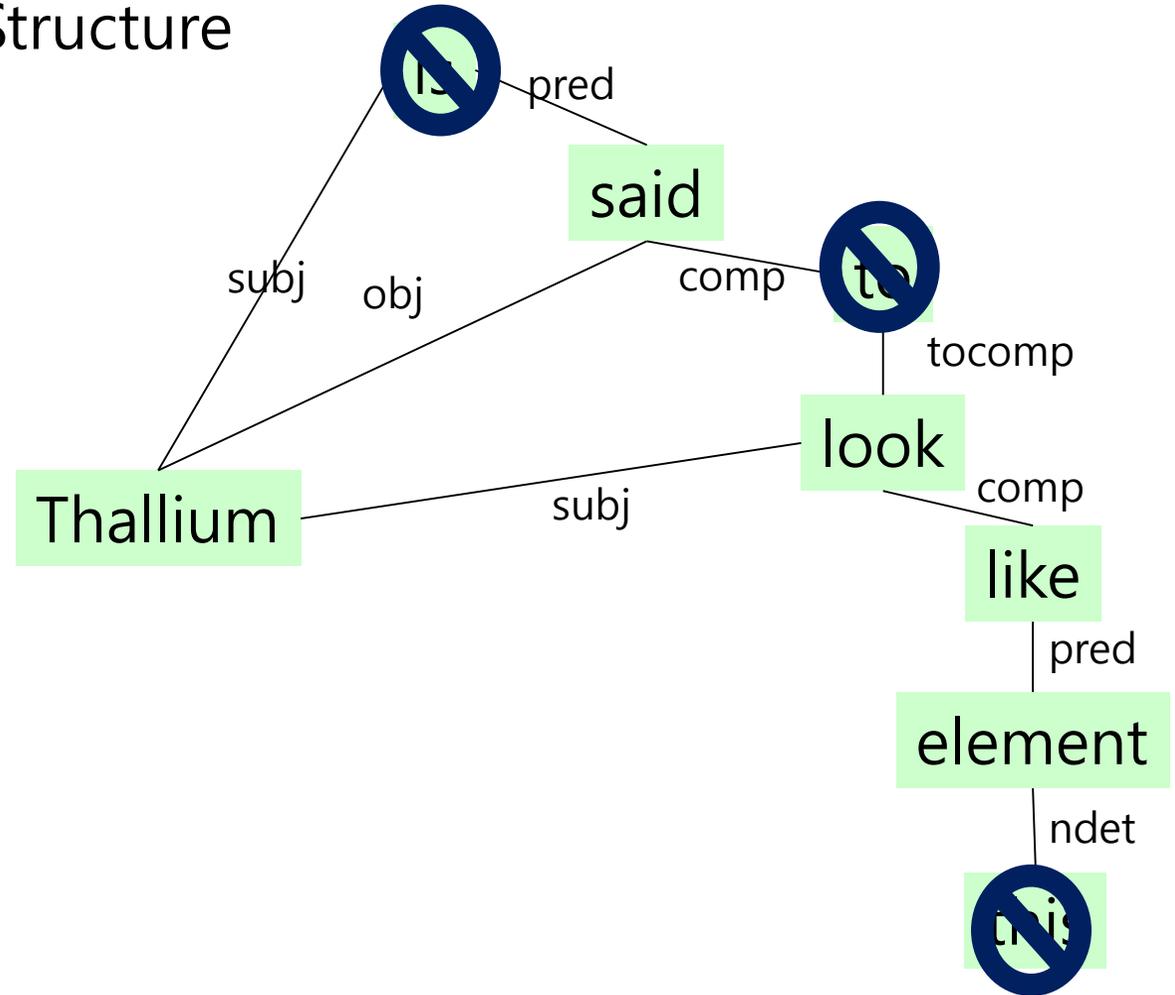
comp: complement 보어  
tocomp: to-complement to부정사의 보어  
pred: predicate 술부  
ndet: noun determiner 명사한정사

# Deep parsing

## PAS: Predicate Argument Structure

predicate 중심으로 추상화

Thallium is  
said to look  
like this  
element



# ESG parse – details

Chandeliers look great but nowadays do not usually use these items from which their name is derived.

Parse tree	Word-sense-predication	features
subj(n)	chandelier(1)	noun cn pl physobj artf
lconj	look(2,1,3)	verb vfin vpres pl sta
comp(a)	great(3,1,u)	adj erest
top	but(4)	verb vfin vpres pl cord
vadv	nowadays(5,6)	adv
rconj	do(6,1,9)	verb vfin vpres pl
vadv	not(7,6)	adv ppadv nounadv neg
vadv	usually(8,9)	adv
auxcomp(binfn)	use(9,1,11,u)	verb vinf vpref ssa
ndet	these(10)	det pl def
obj(n)	item(11,u)	noun cn pl
comp(p)	from(12,17,13)	prep wh
objprep(n)	which(13,11,u)	noun pron wh
ndet	their(14)	det sg possdet
subj(n)	name(15,u,u)	noun cn sg langunit
nrel	be(16,15,17)	verb vfin vpres sg
pred(en)	derive(17,u,15,12)	verb ven vpass

- authorOf(author, work) 관계 찾는 사례

- 규칙

- **Notation :**

[NodeA] -> dependencyLabel -> [NodeB]

- **예제: 동사 중심 패턴**

authorOf :: [WriteVerb] -> subj -> [Author] &  
[WriteVerb] -> obj -> [Work]

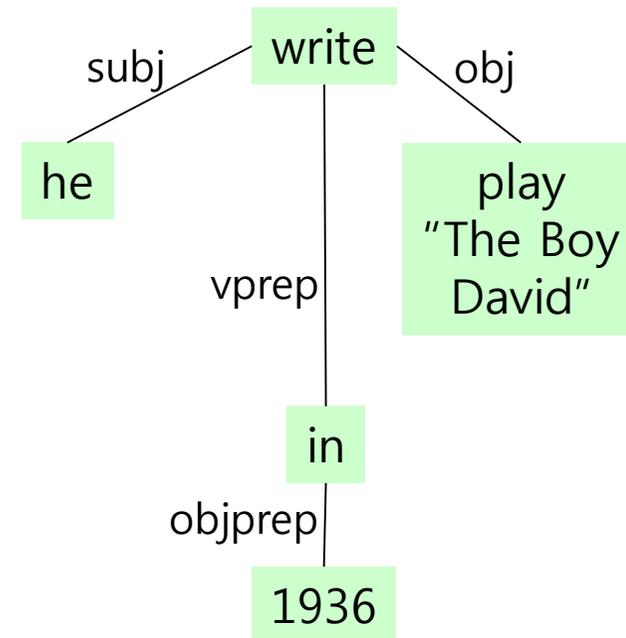
- **또 다른 예제: 명사 중심 패턴**

authorOf::[Author]->Label->["of"-Arg] &  
["of"-Arg]->objprep->[Work]

- 이 규칙은 an author of "Fathers and Sons" 문장에 적용 가능

In 1936, he wrote his last play, "The Boy David"; an actress played the title role.

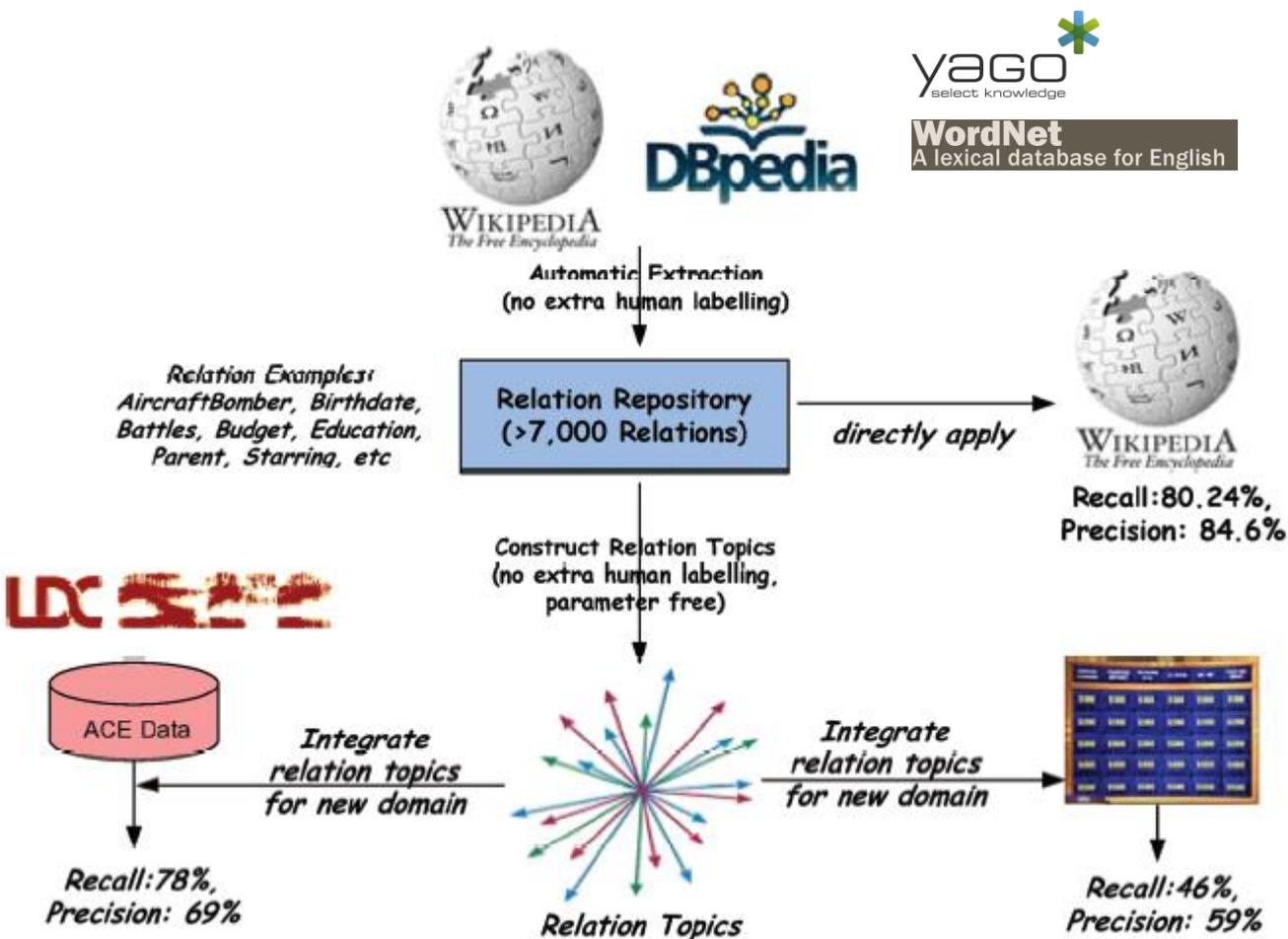
## PAS form



- **A&E**
  - actorIn[]
  - actorOf[]
  - authorOf[]
  - directorOf[]
  - creatorOf[]
  - playwrightOf[]
  - performerOf[]
  - composerOf[]
  - artRelation[]
- **Ontologically broader**
  - bornIn[], bornOn[]
  - nationalityOf[]
  - timeStamp[]
  - altName[], nickName[]
  - roleOf[]
  - anniversaryOf[], ...
- **Semantic frames**
  - awardType[], basedOn[], partyAffiliation[], ...
- **Geo-spatial**
  - locRelative[], border[] ...

**about 30 relations**  
**10-20 rules per relation**

# Statistical relation extraction



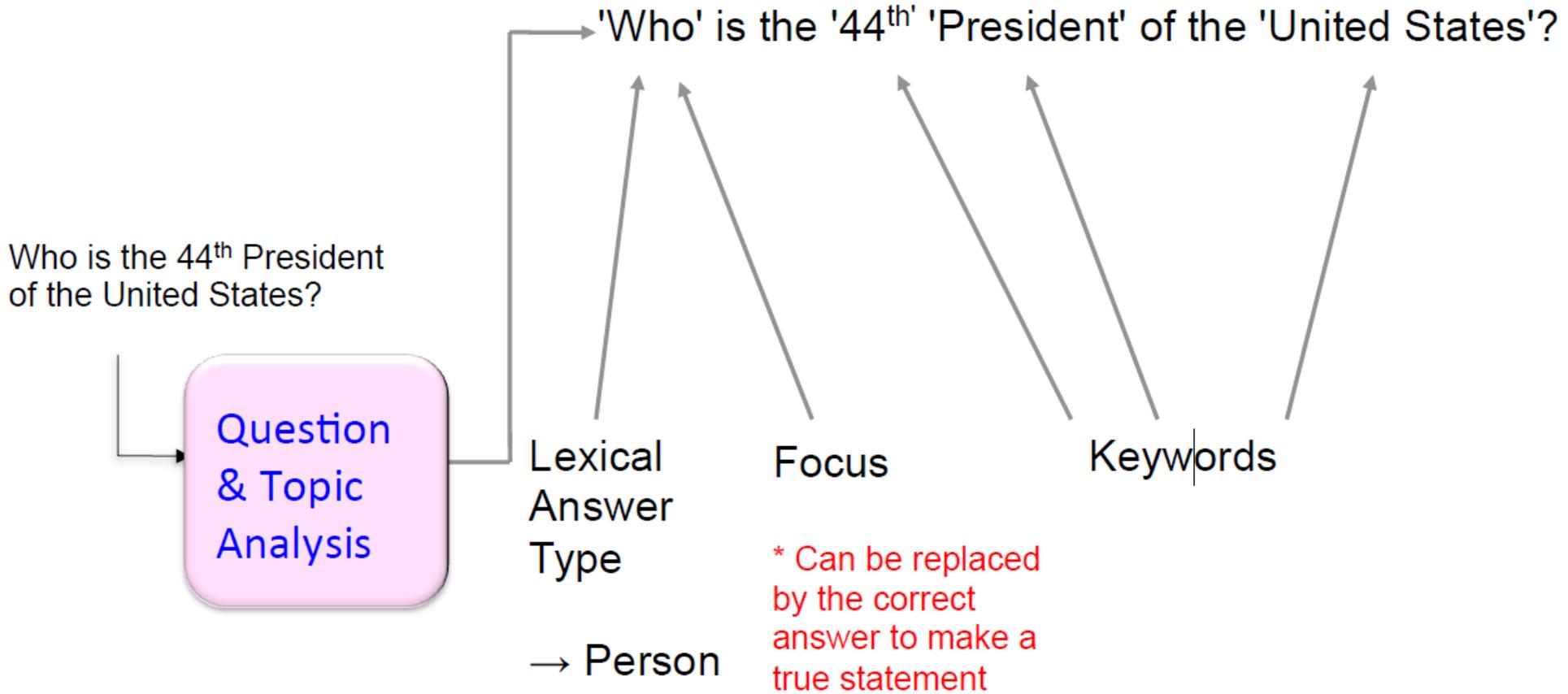
Saive announced his retirement from the NHL in 1989.

Saive retired from the NHL in 1989.

ActiveYearEndDate (Person, Year) relation

Collected 620,000 samples  
 Extracted 7,628 relations

- 문제에서 focus, Lexical Answer Type 추출
  - Focus: 답안을 지시하는 말
    - This/that, he/she, ...
  - LAT: 답안의 유형을 표시
    - Focus, 카테고리,
- 검색을 통해 답안후보(Candidate Answers) 수집
- CA를 문제에 대입하여 재검색
  - 추가 근거 수집
  - CA에 대한 평가 개선





**POETS & POETRY: He was a bank clerk in the Yukon before he published Songs of a Sourdough in 1907.**

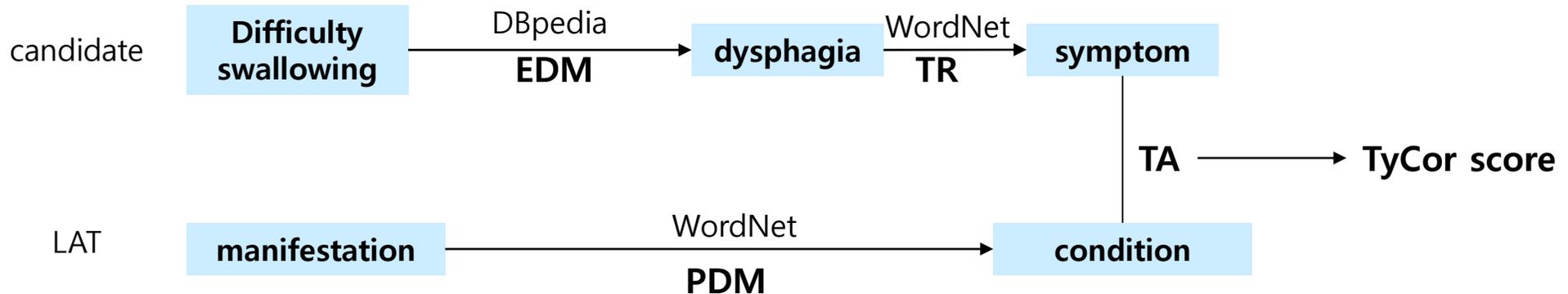
→ *Lexical Answer Type (LAT)*

→ *Focus*

- Focus "he"
- LAT
  - Headword of focus "he": type person
  - POETS: type
  - Clerk
  - 나중에 type coercion에서 후보 평가에 사용

# TyCor (Type Coercion)

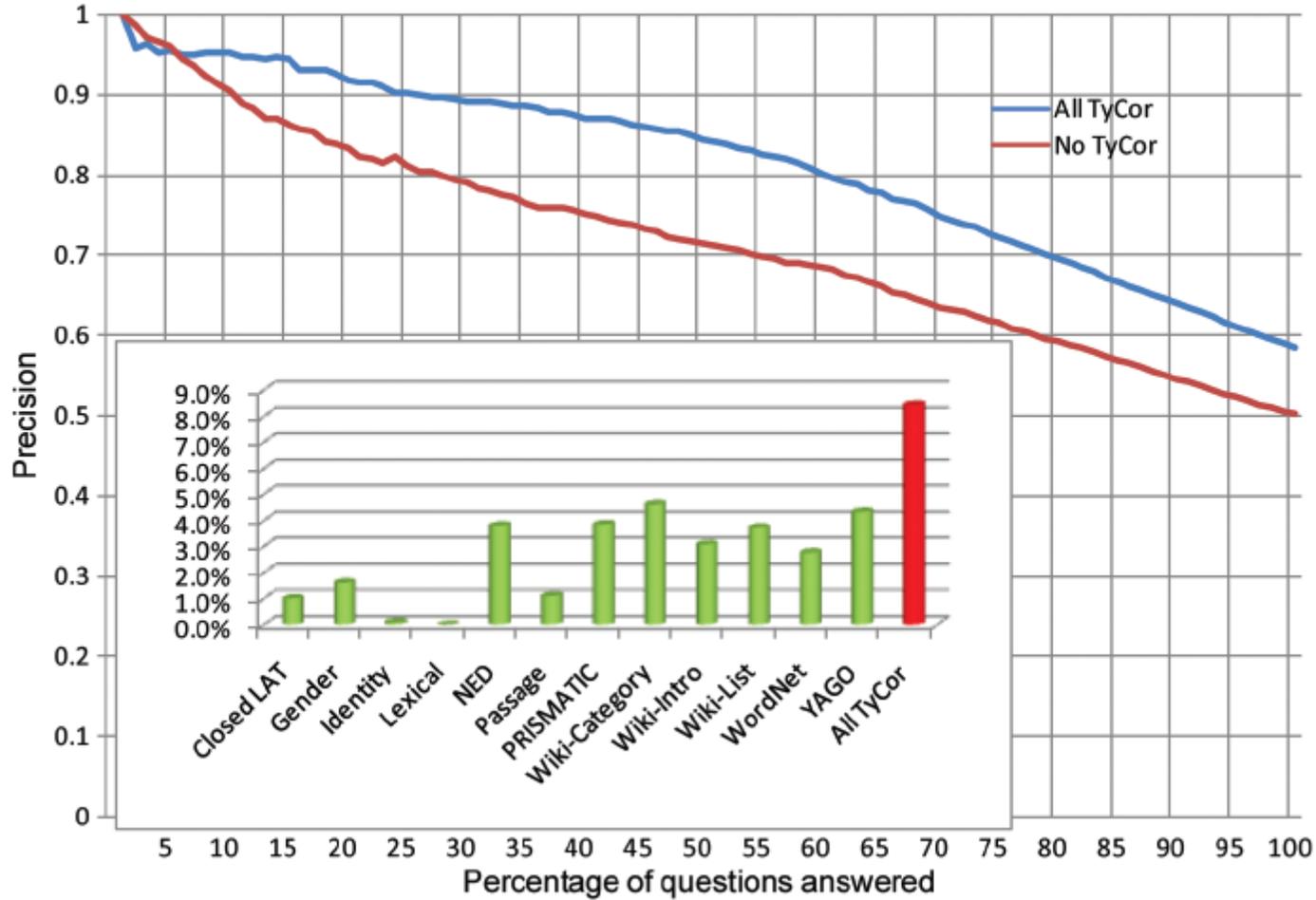
- 후보수집 Generate-and-type framework을 보완
  - 타입을 무시하고 일단 후보부터 수집하는 전략
    - 정답이 후보에 들지 못하는 것을 피하자!
  - 후보가 답안과 호환되는지 TyCor로 평가
    - “Who”를 물었는데 “Chicago”가 정답일 가능성은 낮다



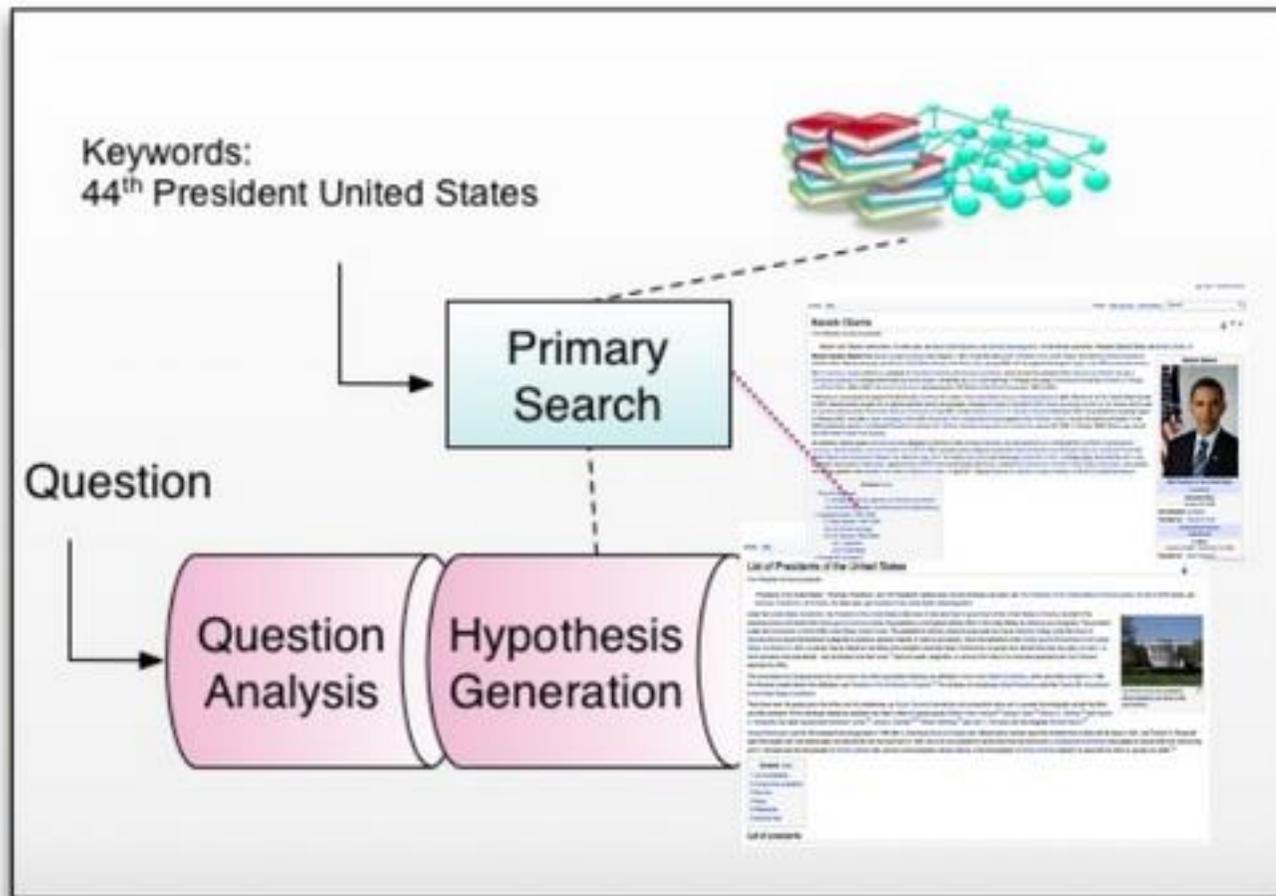
## YAGO TyCor 예제

EDM Entity disambiguation and matching  
TR Type retrieval  
PDM Predicate disambiguation and matching  
TA Type alignment

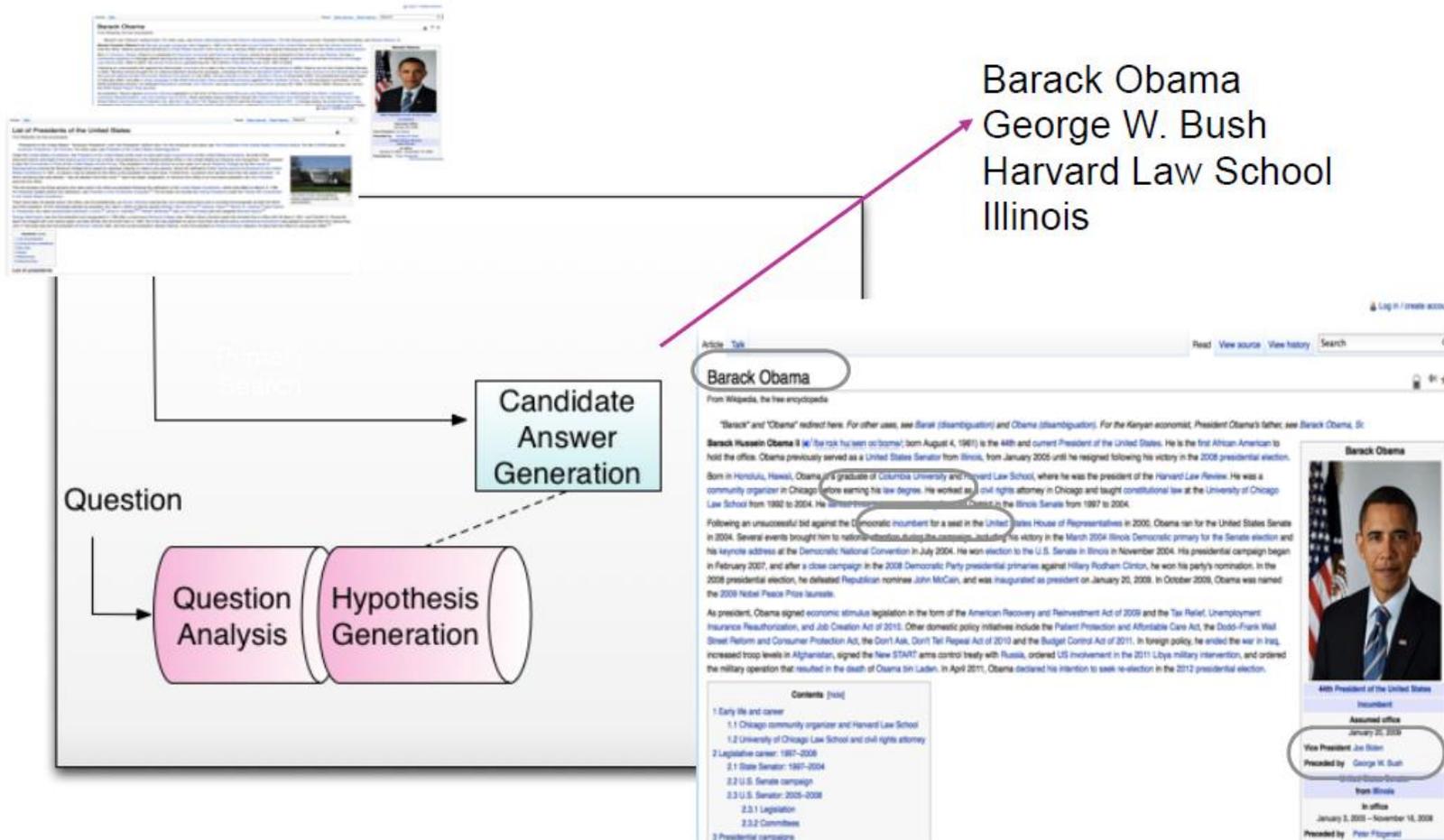
# Impact of TyCor



## Who is the 44<sup>th</sup> President of the United States?

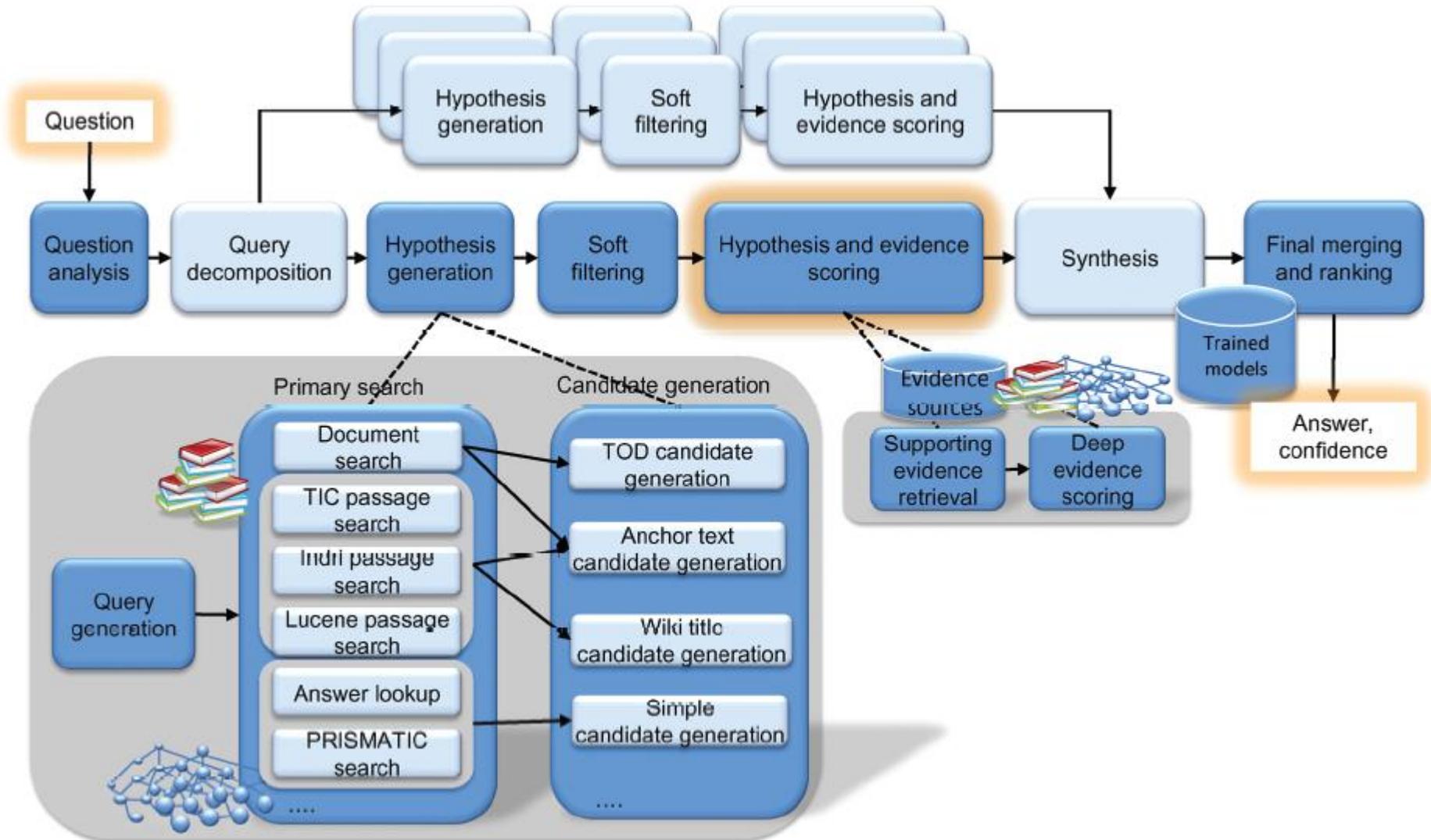


## Who is the 44<sup>th</sup> President of the United States?



- 주어진 문제에 대해 가능한 (답변)후보를 구성
- Unstructured resources
  - wikipedia, 제목 중심 검색
  - 정답은 문서의 제목이다 : TIC (Title-in-Clue)
    - Ex- “This country singer was imprisoned for robbery and in 1972 was pardoned by Ronald Reagan” (answer : Merle Haggard)
  - 제목이 문제이다
    - Ex- “Aleksander became the president of this country in 1995”
    - The first sentence of the Wikipedia article on Aleksander states, Aleksander is a Polish socialist politician who served as the President of Poland from 1995 to 2005.
  - 검색순위, 매칭점수를 feature값으로 이용
- Structured resources
  - Answer lookup
    - 문제에서 추출된 관계가 있으면 이에 대해 여러 소스에서 검색
    - DBpedia, IMDB, semantic(관계), entertainment & geographical 관계
  - PRISMATIC
    - IBM의 custom KB, syntactic & shallow semantic (eg. isa relation)

# 지지 근거 검색



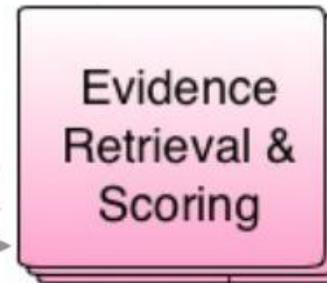
# 2차 검색 – CA를 Focus에 대입

*Barack Hussein Obama II ([/iˈbeɪˈrɑːk huːˈseɪn ouˈbɑːmə/](#); born August 4, 1961) is the 44th and current President of the United States.*

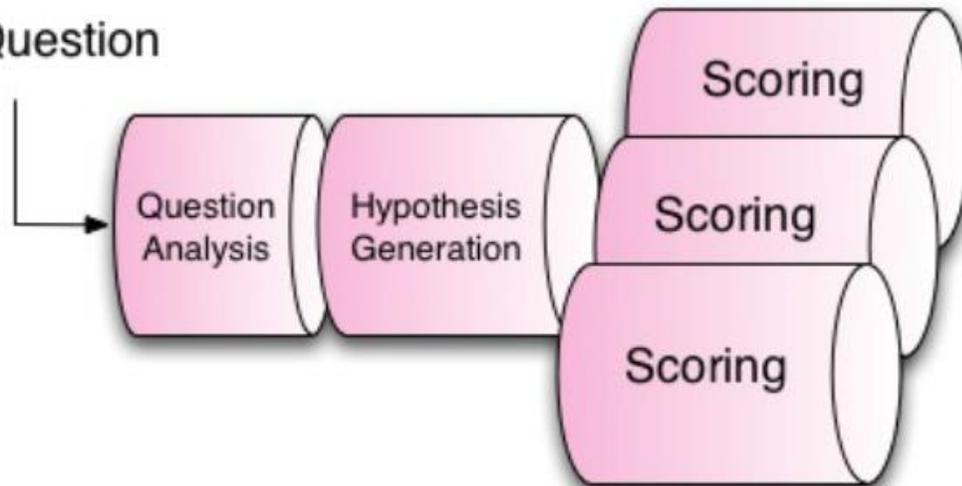
*George Walker Bush (born July 6, 1946) is an American politician who served as the 43rd President of the United States from 2001 to 2009 and the 46th Governor of Texas from 1995 to 2000.*



Barack Obama is the 44<sup>th</sup> President of the United States →  
George W. Bush is the 44<sup>th</sup> President of the United States →  
Harvard Law School is the 44<sup>th</sup> President of the United States →  
Illinois is the 44<sup>th</sup> President of the United States →

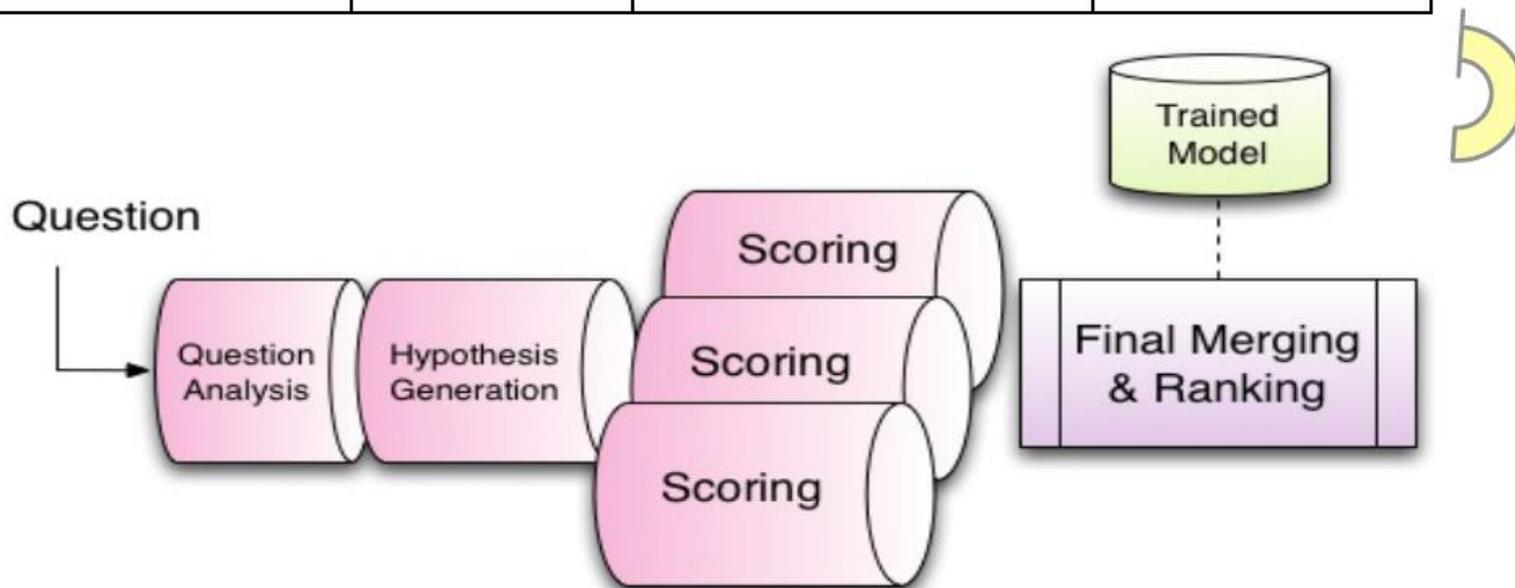


Question



Barack Obama .95  
George W. Bush .80  
Harvard Law School .05  
Illinois.10

Candidate Answer	Answer Scoring	Evidence retrieval & scoring	Confidence
Barack Obama	0.90	0.90	.95
George W. Bush	0.90	0.80	.65
Harvard Law School	0.10	0.05	.05
Illinois	0.15	0.10	.10



- **Passage Term Match**

- 답안후보와 문제의 용어가 같은 구절에 나타나는 빈도
- 용어의 중요도는 매칭된 용어의 inverse document frequency로 반영 (normalized)
  - 자주 사용되지 않는 용어를 더 중요하게 취급

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}}{\sum_{k=1}^n idf(t_k)}$$

- **Textual Alignment**

- 단어의 순서가 중요한 경우
  - Who is the president of France
    - Nicolas Sarkozy is the president of France
    - President Clinton visited France

	focus	president	France
President			
Clinton			
visit			
France			

- **Skip-Bigram**

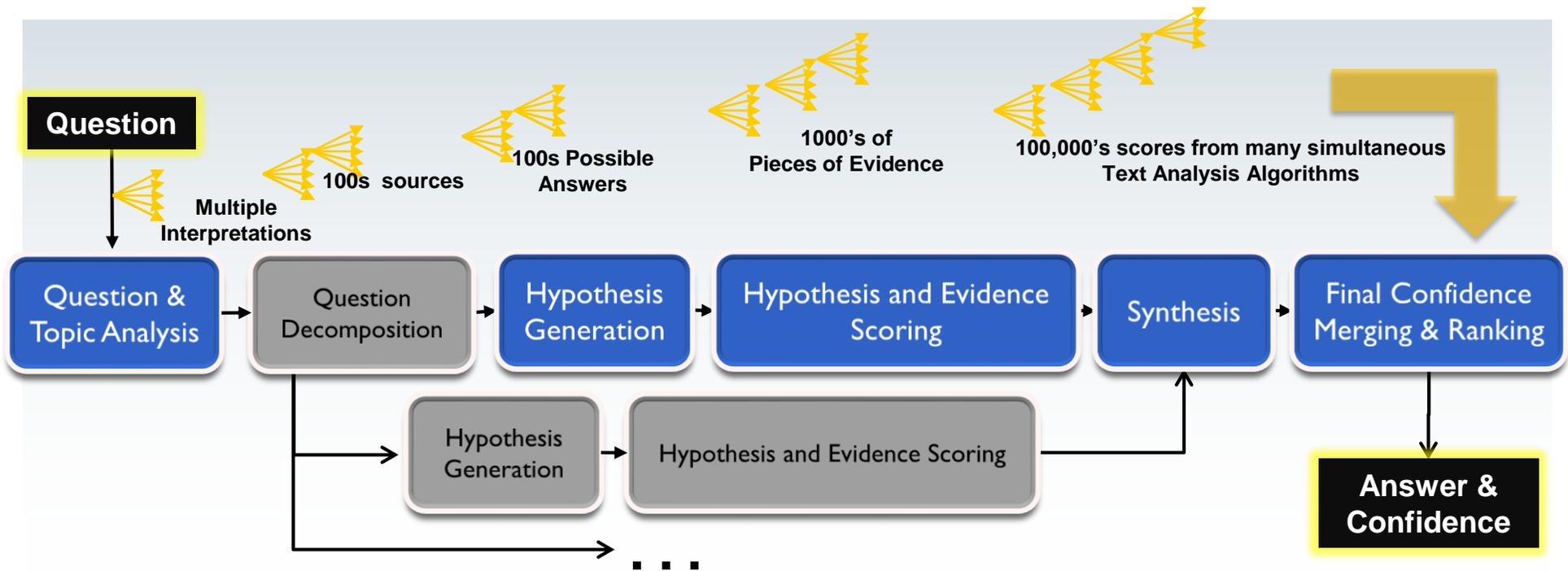
- 용어의 pair가 함께 나오는 비율 (문제와 근거구절 사이에)
- 구조화 그래프 활용 (문제분석 단계에서 구성)
  - Who invented the motor driven phonograph?
  - motor driven phonograph, phonograph driven by a motor, motor driving a phonograph 등을 선호
  - motors, driving, and phonographs 등은 상대적으로 낮은 값

- **Logical Form Answer Candidate Scorer**

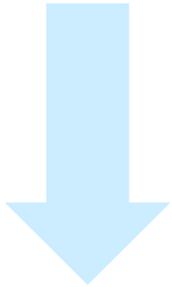
- Align syntact-semantic graph of question and passage

- Search structured resources
- Temporal
  - entity와 시간표현이 그래프에서 연결되어 있음
  - “arrived in 1984”
- Geospatial
  - 상대적 방향, 국경, 소속, 원근 등의 표현 – 쇼에서 많이 나오는 관계
  - “This country that shares its boundary with Argentina”
- TyCor
- Statistically extracted relations

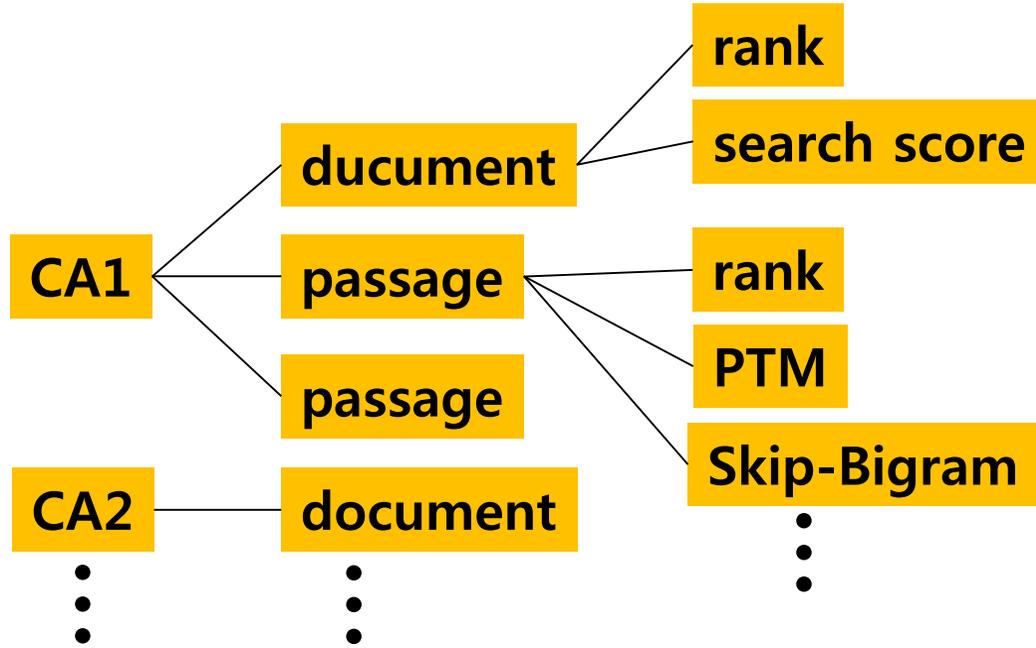
- 각 답안후보에 대해 모든 근거를 종합하여 정답일 가능성 계산



현재 상태



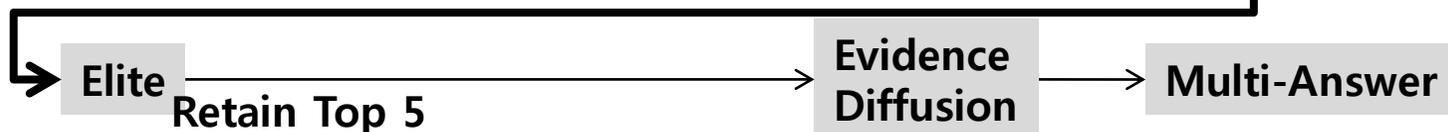
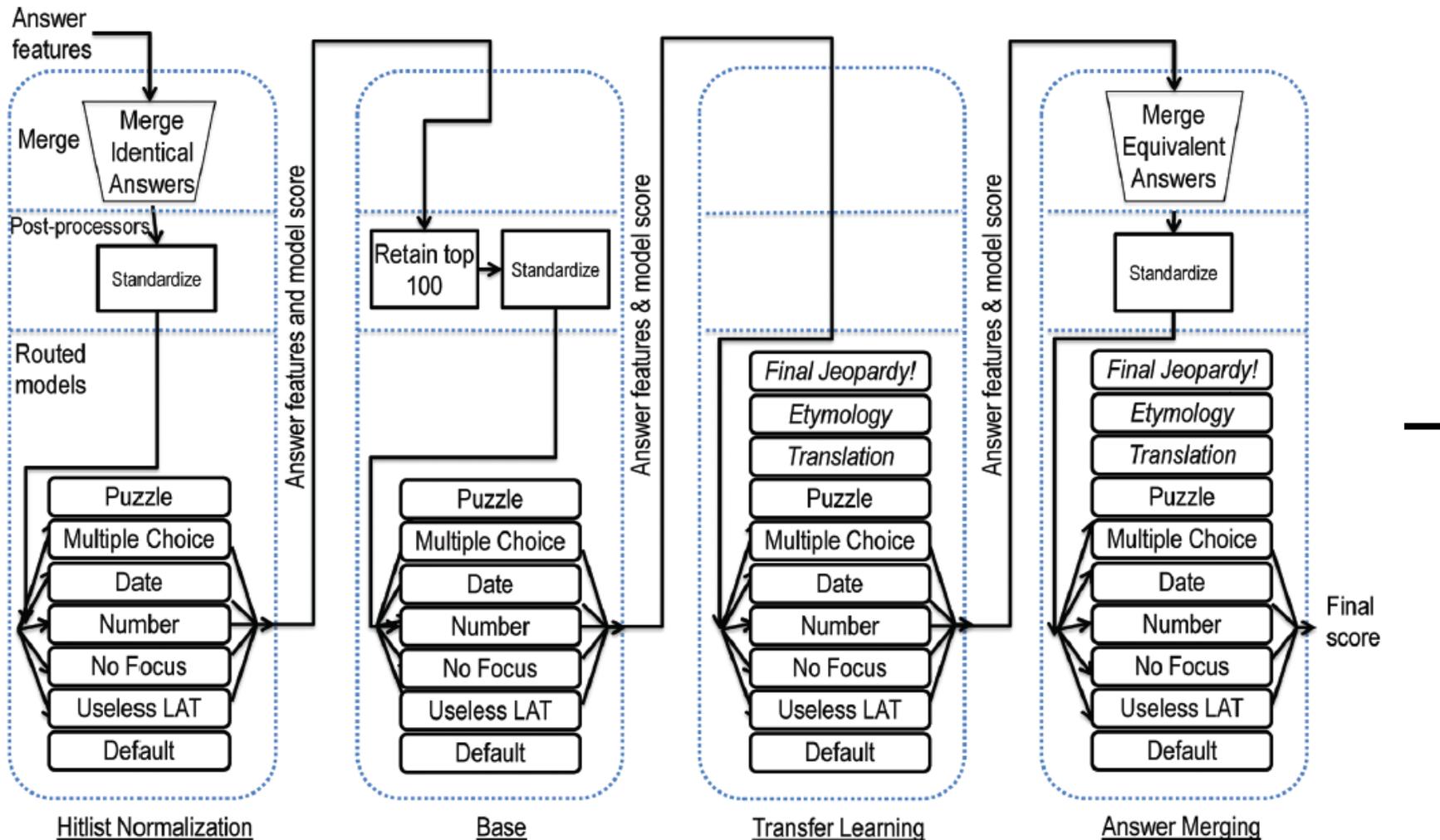
병합후 상태



	Doc Rank	Pass Rank	TyCor	Term			
CA1							
CA2							

- “일단 모아둔다”의 결과를 정리할 단계
- 자동화
  - 기계학습 필수
  - 사람이 분류하는 것은 불가능하며 향후 확장성에도 제약
- 실험데이터
  - 과거 Jeopardy!의 25,000 문제, 5.7M QA pairs(instances), 550 features per instance
- Merging
  - CA's, features
  - 같은 문자열 CA, 같은 의미의 CA 병합
  - CA를 병합하므로 feature 병합도 필요

# Merging and ranking 단계



- Hitlist Normalization – top 100
- Base – 문제 유형별로 구분
- Transfer Learning – 드문 유형. FJ, 어원, 번역 등. 특별 모델 사용.
- Answer Merging – 동일한 답변의 근거를 결합하여 통일된 형태로 구성
- Elite – top 5
- Evidence diffusion – 관련된 답변에 대해 근거를 전파
  - WORLD TRAVEL: If you want to visit this country, you can fly into Sunan International Airport or ... or not visit this country. (Correct answer: “North Korea”)
  - 순안국제공항은 평양에 있음. 대부분의 텍스트소스는 평양을 지칭하고 있음. Type 기반의 답안후보인 “North Korea”를 앞서는 점수.
  - 근거가 source에서 target으로 전파되도록 구성 when
    - Target이 answer type에 매치 (eg. Country)
    - 둘 사이에 semantic relation이 있음 (eg. Located-in)
    - Transitivity of the relation이 주어진 문제에 대해서 의미있음 – 자주 나오는 관계에 대해 미리 뽑아놓은 집합만 사용. Source type이 매치하지 않을 때만 사용하도록 함.
- Multi-Answers – 복수 답변 문제를 위한 단계

- John F. Kennedy, J.F.K., Kennedy 등 같은 실체를 가리키는 답안후보를 canonical form으로 합병
  - 종종 서로 다른 근거에 의해 지지됨
  - 단어굴절, 인명/도시명 패턴, 테이블참조(위키피디아 disambiguation)
- Canonical form은 높은 랭킹 우선
  - 합병에도 오류가 있을 수 있음
  - 높은 랭킹 답안후보의 형태를 남겨두는 것이 안전
- *more\_specific* 관계인 답안도 합병
  - “more specific?”이라고 요구하는 경우 대비
    - MYTHING IN ACTION: One legend says this was given by the Lady of the Lake & thrown back in the lake on King Arthur’s death.
    - Sword vs Excalibur

- 한 CA에 각 feature값이 하나가 되도록 종합
  - 하나의 답안을 여러 근거가 지지하므로 같은 feature가 여러 값을 갖게 됨
  - 각 feature가 하나의 값을 가지도록 계산
  - 근거병합, 답안병합에서 사용
- Feature에 따라 다른 계산법
  - Select best – 대개 잘 맞음
  - Passage-scoring feature
    - Deep semantic 분석의 경우에는 best(max)가 적절: LFACS
    - Skip-Bigram은 sum
    - 용어 매칭인 경우에는 decaying sum
      - $decay(p_0, \dots, p_K) = \sum_{i=0}^K \frac{p_i}{2^i}$ ,  $p_i$  : 답안을 포함하는 구절의 점수를 내림차순 정렬

- Logistic regression으로 종합
  - 답안이 정답이냐 아니냐에 대한 신뢰도(확률)
  - 인스턴스는 각 (문제-답안후보) pair
  - Label은 정답(1) or 오답(0)
  - Feature set은 중복이 제거된 feature의 집합
- 각 phase별로 매번 수행
- 질문 유형별로 다른 모델

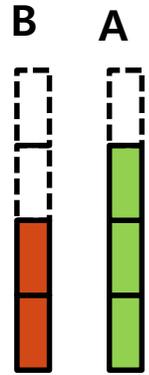
- feature 값을 CA 전체에 대해서 정규화
  - CA 집합에서 feature의 상대적 가치를 반영
  - 대부분의 후보에 대해 비슷한 값을 내는 feature는 가치가 떨어짐
  - 소수의 후보를 지지하는 feature는 중요
- 기존 feature set에 이 표준화된 feature set도 추가하여 평가
  - Base feature와 standardized feature 둘 다 이용함 - 실험적 결과
  - 즉 PTM feature는 PTM과 표준화된 PTM 두 개의 feature가 이용됨
- CA 집합 또는 Feature값에 변화가 생길 때마다 새로 계산
- 각 질문별로 feature에 관해 정규화한 feature값 정의
  - $Q$  : 문제에 대한 모든 답안후보 집합,
  - $x_{ij}$  : 답안후보  $i$ , feature  $j$ 에 대한 feature 값
  - $\mu_j$  : 평균,  $\sigma_j$  : 표준편차
  - $x_{ij}^{std}$  : 표준화된 feature 값
  - $x_{ij}^{std} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$ ,  $\mu_j = \frac{1}{|Q|} \sum_{k=1}^{|Q|} x_{kj}$ ,  $\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{|Q|} \sum_{k=1}^{|Q|} (x_{kj} - \mu_j)^2}$

- 특징 벡터에 빈 값이 많음
  - 가능한 모든 것을 검사하기 때문
  - Temporal relation, KB기반의 type coercion 등
- 다양한 imputation policy
  - Response indicator – missing flag을 feature로 사용
  - 실험적으로 Training set의 평균값보다 missing flag이 나은 결과를 보임
- 신규 feature에 Missing value가 있는 phase마다 postprocessing 단계에서 수행

- 게임 시뮬레이션을 통해 게임 전략을 최적화
  - 수백만번의 가상 시합
  - J! 아카이브 활용
    - 1990년대 중반 이후 3000여 에피소드 기록
  - 사람과 유사한 시뮬레이션 모델 개발
    - Average, Champion, Grand Champion
- 문제 선택 전략
  - 보드선택(범주, 점수)
- DD, FJ 베팅 전략
  - 2 게임 점수 합산 모델 고려
- Buzz-in 판단

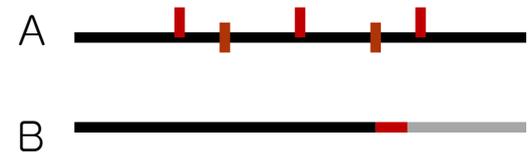
# 게임전략의 예 - FJ 베팅

- 2/3 bet : B의 입장 ( $B \geq \frac{2}{3}A$  일 때)
  - A=30, (정상)bet 11 [ $2B-A+1$ ], (틀리면)  $A'=19$   
 B=20, A가 맞추면 무조건 짐, bet 0 [ $0 \sim 3B-2A$ ]
  - A=30, bet 21,  $A'=9$   
 B=25, , bet [ $0 \sim 15$ ](= [ $0 \sim 3B-2A$ ]); (as  $B - x > 2A - 2B$ )
- 2/3 bet이 성공하면 B는 A가 틀리기만 하면 무조건 승리

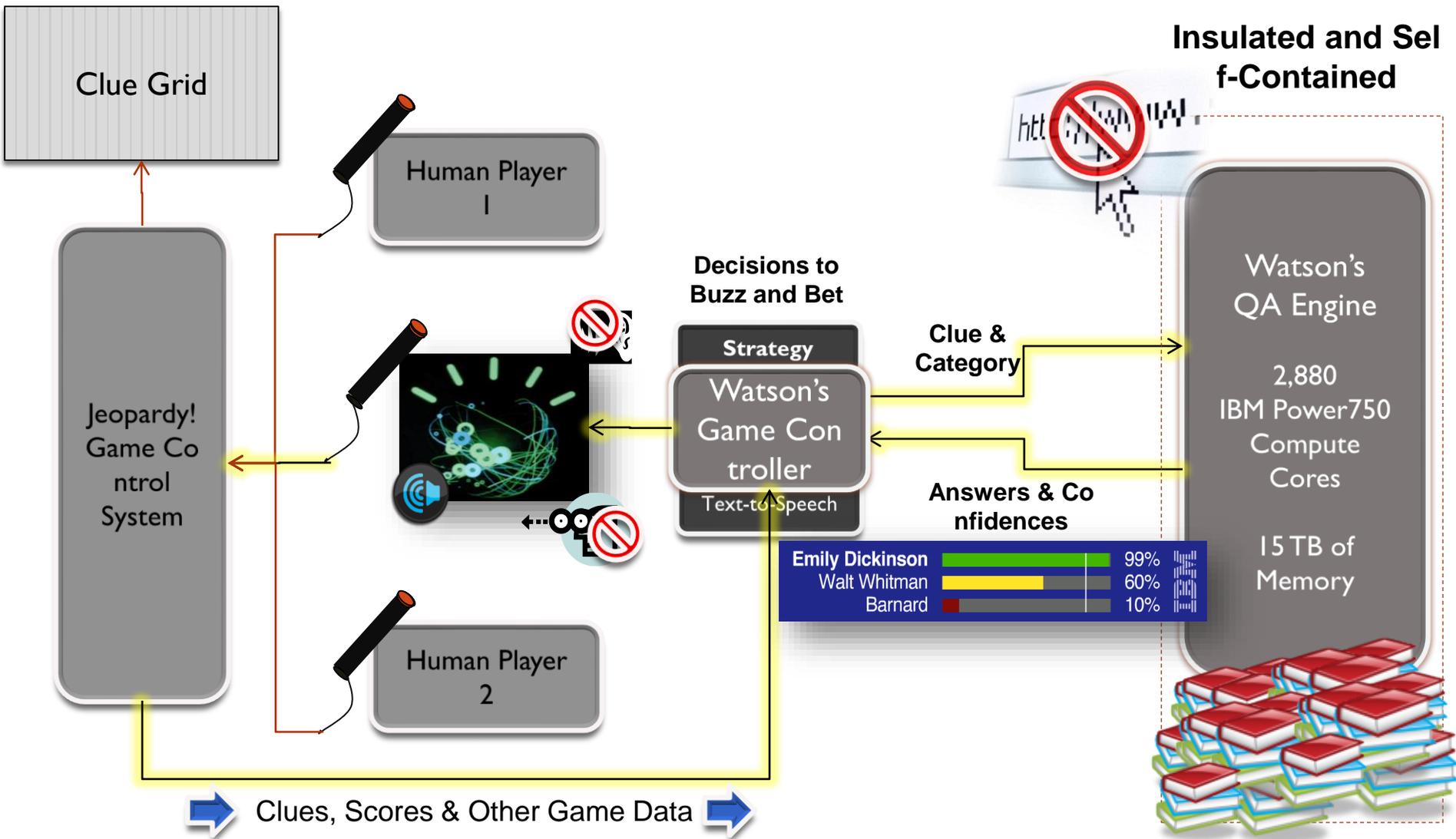


## • Anti-2/3 bet : A의 입장

- $\frac{2}{3}A \leq B < \frac{3}{4}A$  일 때의 trick
- 2/3 bet에서 B의 성공시 최대값은  $4B-2A$
- B가  $\frac{3}{4}A$ 보다 작으면  $4B-2A < A$
- A는 변칙 베팅이 가능 [ $0 \sim 3A - 4B$ ] (derived from  $4B - 2A < A - \text{bet}(A)$ )
- (실패의 경우) B가 변칙적으로 큰 베팅을 할 수 있음 (C의 점수도 관련)



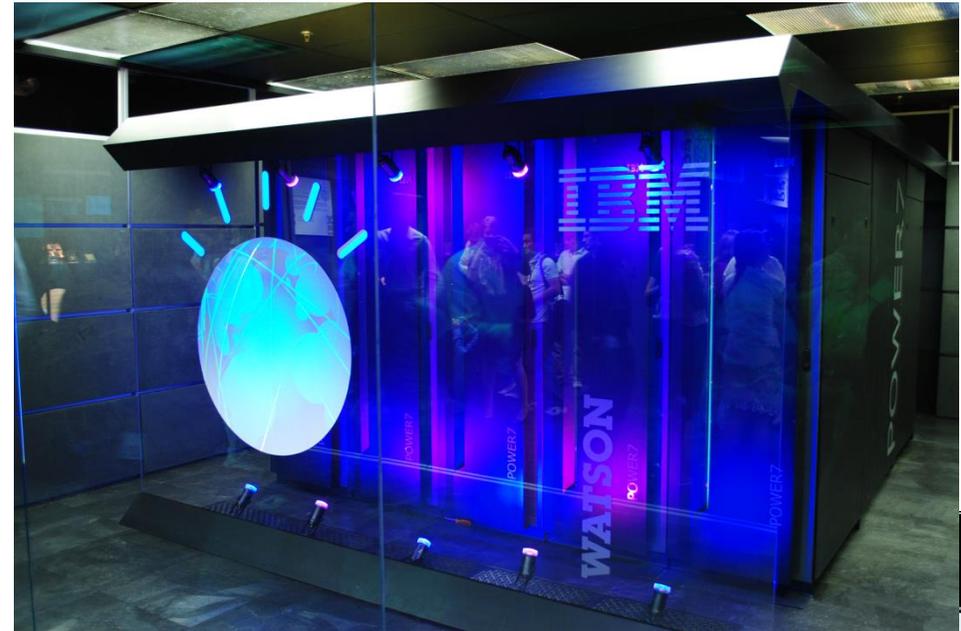
- 앞 단계까지의 분석에 의해 하나의 답안, 가능성이 결정된 상태에서 buzz-in 할 것인가의 판단
  - Buzz-in when Confidence > threshold (adjustable)
- Threshold 결정
  - 일반적으로 50%면 적절함
  - 경기 후반으로 갈 수록 영향이 커짐
  - 이론적 최적값
    - 남은 문제에 대해 각 선수가 정답, 오답, 패스인 모든 경우의 수를 고려하여 계산할 수 있으나 계산량이 너무 많음
    - 문제가 5개 이하로 남았을 때만 적용
  - 그 외에는 이번 문제에 대한 경우의 수만 계산하고 다음 번 문제 이하의 값은 몬테카를로 시뮬레이션 (수읽기)로 계산
- Computing resource
  - frontend 서버 한 대만 사용 가능 - 빠른 계산 필요



Analyzes content equivalent to 1 Million Books

# Watson Hardware

- 10 refrigerator sized system
- 92 POWER750 systems
  - 4 Power7 processors: 8 core, 4 SMT threads
- 15 Terabytes of memory used for Jeopardy game
- Each Power7 is linked via cable to every other Power7 system. Fiber cables are used to link to hardware, stable storage



## Power 750

Watson is powered by 10 racks of IBM Power 750 servers, all running the Linux operating system. The Power 750 is commercially available and is being used by customers around the world today.



(above) [http://en.wikipedia.org/wiki/Watson\\_\(computer\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Watson_(computer))

(below) "Watson", by Pradeep Gopinathan, Vera Kutsenko and Joseph Staehle





## Table of Contents for Services Documentation



### Getting Started

Getting Started with Watson Services and Bluemix



### REST APIs

API Reference Documentation



### AlchemyData News

Query the world's news like a database



### AlchemyLanguage

AlchemyLanguage is a collection of 12 APIs that enable text analysis through natural language processing.



### AlchemyVision

AlchemyVision employs deep learning innovations to understand a picture's content and context.



### Concept Expansion



### Natural Language Classifier

Interpret natural language and classify it with confidence



### Personality Insights

Enables deeper understanding of people's personality characteristics, needs, and values to help engage users on their own terms



### Question and Answer

Direct responses to user inquiries fueled by primary document sources



### Relationship Extraction

Intelligently finds relationships between sentence components (nouns, verbs, subjects, objects, etc.)



### Retrieve and Rank

Enhance information retrieval with machine learning

# Supplements

- **YAGO**
  - Wikipedia titles
- **Gender**
  - 성별 구분
- **Closed LAT**
  - 범위가 명확한 집합
  - 국가, 미국 주, 미국 대통령 등
- **Lexical**
  - 동사, 구, 이름 등
- **NED**
  - Named entity detection
  - Top 100 structured types
- **WordNet**
  - Hyponym(하의어), instance 매칭
  - ISA 관계 추출
- **Wiki-Category**
  - Category names as types
- **Wiki-List**
  - “List of ...” types
- **Wiki-Intro**
  - First sentence
- **Identity**
  - Candidate answer text
- **Passage**
  - “Christian Bale is the first actor to really do Batman justice”
- **PRISMATIC**
  - PRISMATIC 저장소 텍스트에서 Candidate answer가 LAT instance로 제시된 빈도

- Document search

- Indri 오픈소스 검색 엔진 이용
- 검색순위, 매칭점수가 feature

- Passage search

- TIC Passage search

- Dictionary 형식 문서 대상 : wikipedia
- Indri 엔진 : document search 기능을 passage에 그대로 적용
- Lucene 엔진 : 용어의 빈도 중심 검색

- Passage search

- Indri : 각 passage를 mini-document로 취급하여 검색
- Lucene : 문서 검색 -> passage 추출 -> ranking (키워드/구 매칭 + 앞의 것, 긴 것, 명칭이 많은 것 우대)