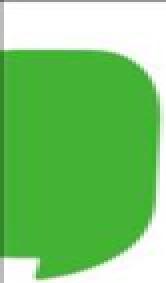


自适应学习 机器学习在开心词场中的应用

王新义@HJ



日程

- 关于教育及互联网教育
- 机器学习在沪江的应用
- 机器学习在开心词场中应用
 - 自适应词汇量测试
 - 记忆模型
 - 词性标注

关于教育及互联网教育

- 教育是最传统、最复杂、涉及面广的社会活动
- 教育痛点：公平、效率、痛苦
- 互联网教育：低频、高交互
- 使命：使用机器学习(AI)技术改造和促进人类自身学习(提高学习效率和学习效果)



真正的互联网教育是具备大规模、复杂交互行为的普惠性知识学习和教育。——阿诺



机器学习在沪江的应用



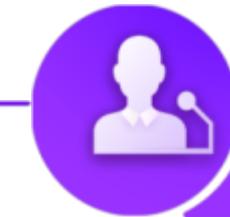
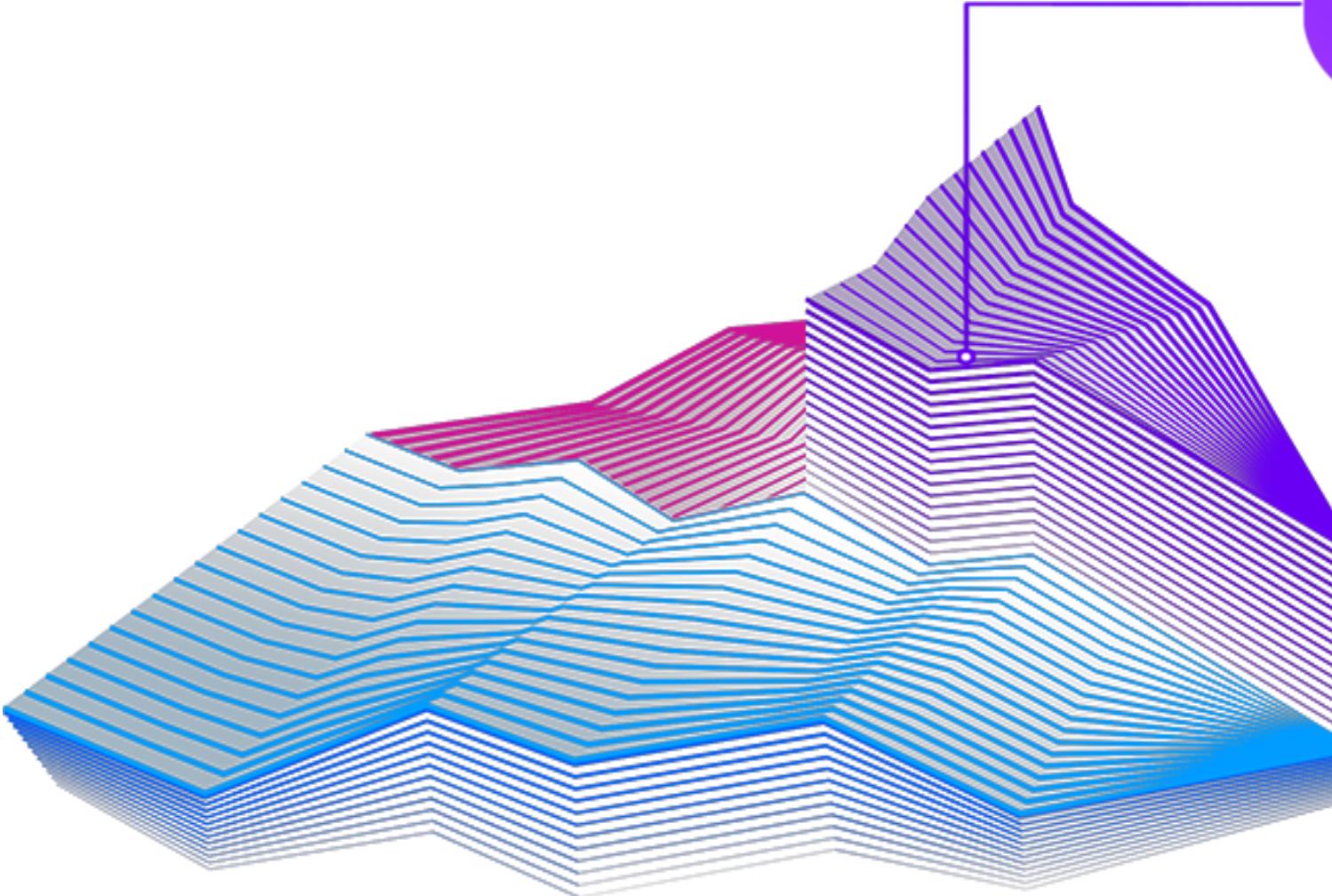
AI在HJ的四个应用场景：

- 自适应学习
- 人机交互
- 教学过程监控
- 内容加工

学习，成为更好的自己



机器学习在沪江的应用

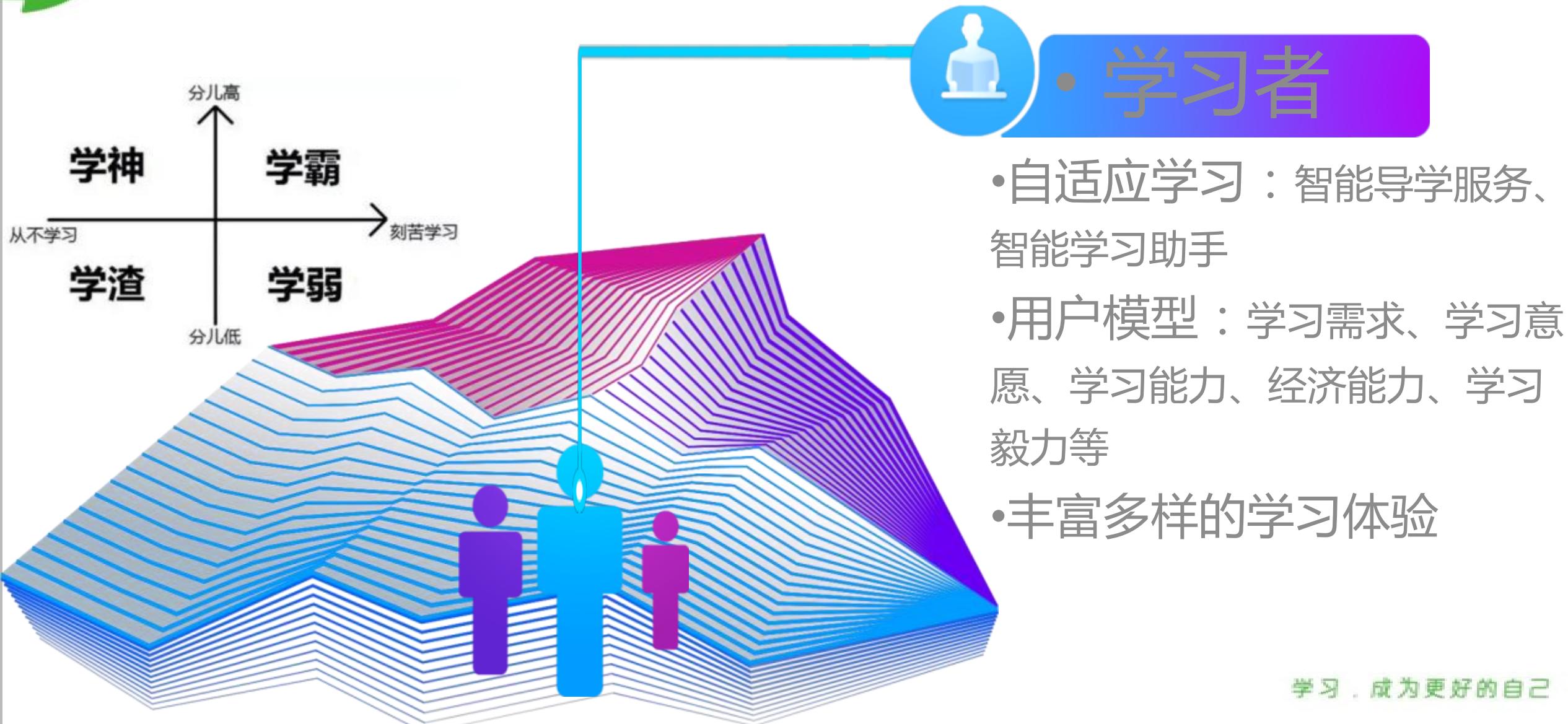


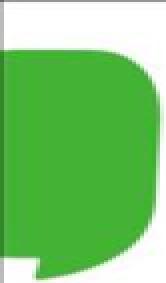
• 网 师

- 洞察学生
- 洞察自己
- 洞察市场

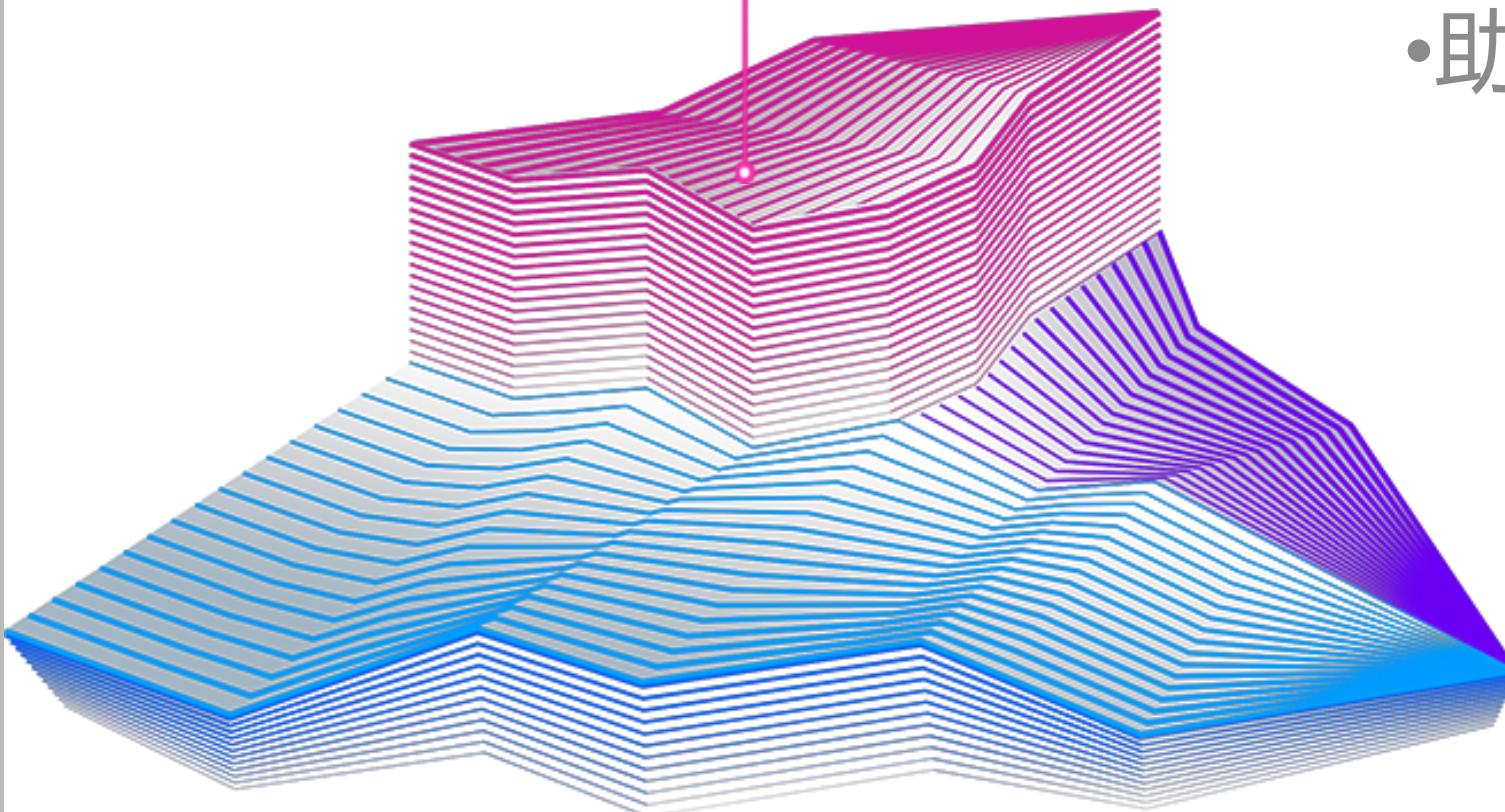
学习，成为更好的自己

机器学习在沪江的应用



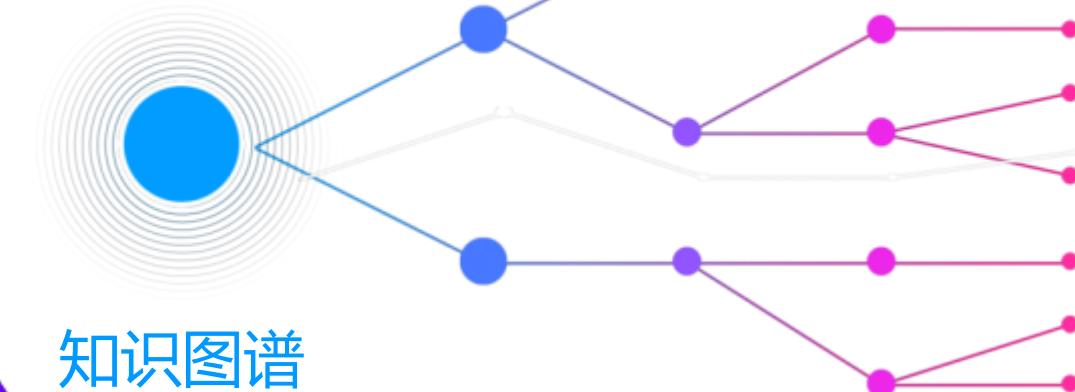


机器学习在沪江的应用



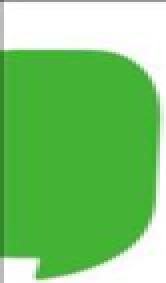
• 内容

- 加速内容产品化
- 助推内容商品化

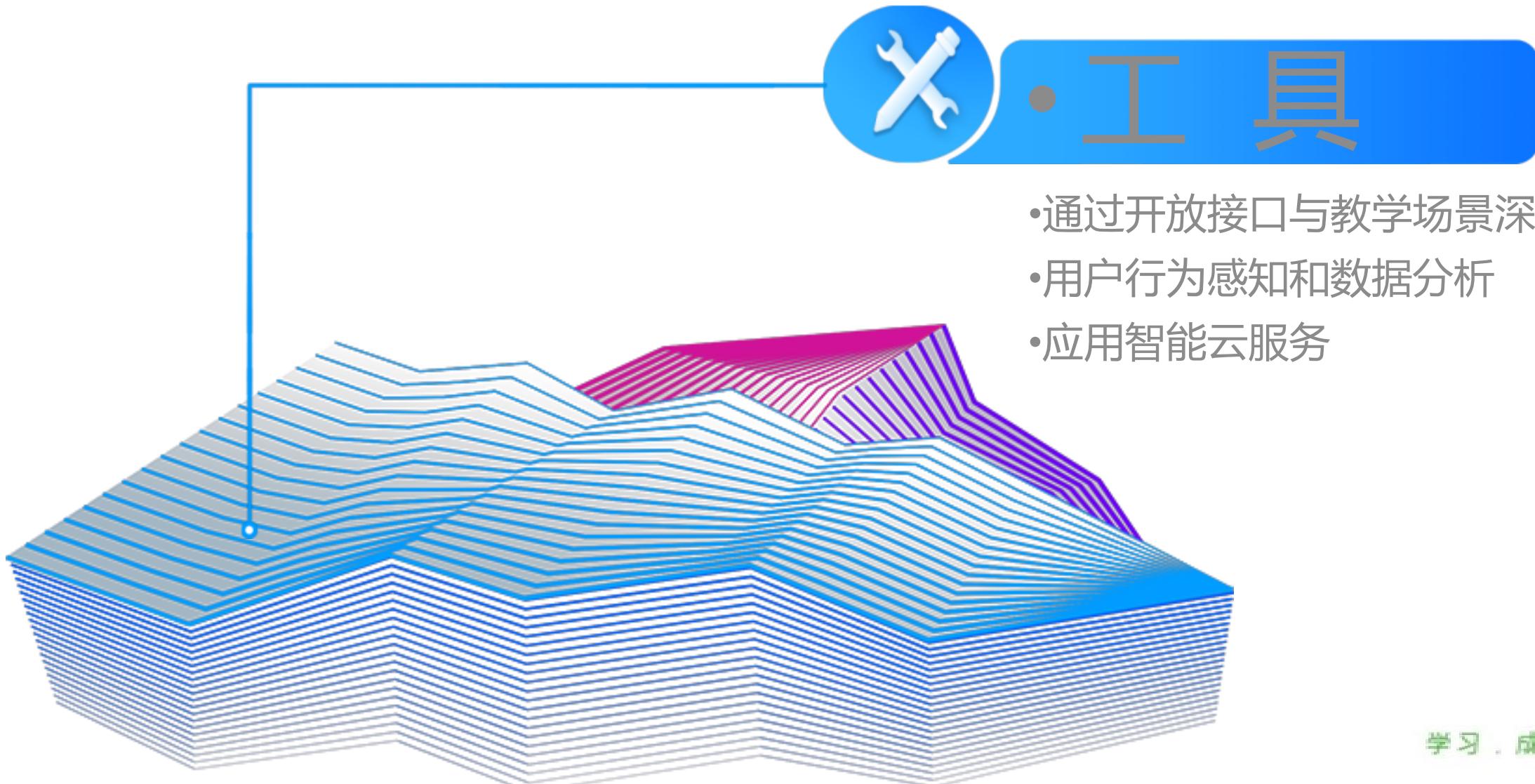


知识图谱

学习，成为更好的自己



机器学习在沪江的应用





机器学习在沪江的应用

售前

- 推荐系统
- 例子系统

售中

- 金融风控

学中

- 推荐 (自适应学习)
- 工具线产品的算法支持

学后

- 教师及课程质量评价
- 学生的测评及评价

基础能力层

用户画像

推荐引擎

自适应学
习(导学)

内容打标

DMP

行为及特征模型

学习信用分

质量评价

转化预测模型

知识图谱

时间序列预测模型

基础模型算法

集成学习

深度学习框架

文本、图片、语音基础算法

Nature Language Process:NLP

Point Processes

Deep Neural Network

学习，成为更好的自己



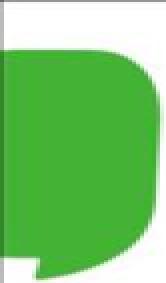
七牛云
QINIU

IT大咖说
知识分享平台

机器学习在开心词场中应用



学习，成为更好的自己



机器学习在开心词场中应用

- 自适应词汇量测试
- 记忆模型
- 词性标注



自适应词汇量测试

学习，成为更好的自己

自适应词汇量测试



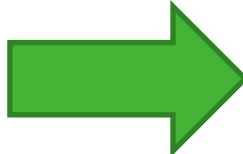
七牛云
QINIU

IT大咖说
知识分享平台

<input type="checkbox"/> skirt	<input type="checkbox"/> sword	<input type="checkbox"/> blink	<input type="checkbox"/> natter
<input type="checkbox"/> chop	<input type="checkbox"/> bounce	<input type="checkbox"/> bait	<input type="checkbox"/> deflect
<input type="checkbox"/> stall	<input type="checkbox"/> stance	<input type="checkbox"/> juggle	<input type="checkbox"/> flurry
<input type="checkbox"/> hunt	<input type="checkbox"/> bat	<input type="checkbox"/> tinker	<input type="checkbox"/> whim
<input type="checkbox"/> storm	<input type="checkbox"/> mercy	<input type="checkbox"/> drought	<input type="checkbox"/> shaggy
<input type="checkbox"/> rope	<input type="checkbox"/> cellar	<input type="checkbox"/> dangle	<input type="checkbox"/> reproach
<input type="checkbox"/> stake	<input type="checkbox"/> bald	<input type="checkbox"/> outright	<input type="checkbox"/> trundle
<input type="checkbox"/> constraint	<input type="checkbox"/> portray	<input type="checkbox"/> beware	<input type="checkbox"/> rampant
<input type="checkbox"/> hint	<input type="checkbox"/> grim	<input type="checkbox"/> wriggle	<input type="checkbox"/> judicious
<input type="checkbox"/> lawn	<input type="checkbox"/> tan	<input type="checkbox"/> glide	<input type="checkbox"/> whiff
<input type="checkbox"/> hedge	<input type="checkbox"/> refurbish	<input type="checkbox"/> ledge	<input type="checkbox"/> tandem
<input type="checkbox"/> nest	<input type="checkbox"/> saddle	<input type="checkbox"/> loot	<input type="checkbox"/> scathing
<input type="checkbox"/> truck	<input type="checkbox"/> scent	<input type="checkbox"/> feeble	<input type="checkbox"/> rind
<input type="checkbox"/> drift	<input type="checkbox"/> wallet	<input type="checkbox"/> seep	<input type="checkbox"/> strife
<input type="checkbox"/> harvest	<input type="checkbox"/> meadow	<input type="checkbox"/> greed	<input type="checkbox"/> grouse
<input type="checkbox"/> lick	<input type="checkbox"/> clap	<input type="checkbox"/> shrine	<input type="checkbox"/> bawl
<input type="checkbox"/> knit	<input type="checkbox"/> tickle	<input type="checkbox"/> stoop	<input type="checkbox"/> spool
<input type="checkbox"/> beam	<input type="checkbox"/> hollow	<input type="checkbox"/> numb	<input type="checkbox"/> pittance
<input type="checkbox"/> dull	<input type="checkbox"/> forbid	<input type="checkbox"/> bustle	<input type="checkbox"/> shrivel
<input type="checkbox"/> withdraw	<input type="checkbox"/> drip	<input type="checkbox"/> burp	<input type="checkbox"/> easel
<input type="checkbox"/> shave	<input type="checkbox"/> warranty	<input type="checkbox"/> swivel	<input type="checkbox"/> mayhem
<input type="checkbox"/> crush	<input type="checkbox"/> strive	<input type="checkbox"/> drab	<input type="checkbox"/> rascal
<input type="checkbox"/> summit	<input type="checkbox"/> cute	<input type="checkbox"/> throttle	<input type="checkbox"/> fledgling
<input type="checkbox"/> carve	<input type="checkbox"/> alley	<input type="checkbox"/> streamline	<input type="checkbox"/> signet
<input type="checkbox"/> lap	<input type="checkbox"/> junk	<input type="checkbox"/> napkin	<input type="checkbox"/> dowdy
<input type="checkbox"/> harsh	<input type="checkbox"/> hamper	<input type="checkbox"/> resilient	<input type="checkbox"/> lore
<input type="checkbox"/> clutch	<input type="checkbox"/> gleam	<input type="checkbox"/> topple	
<input type="checkbox"/> scrub	<input type="checkbox"/> plank	<input type="checkbox"/> blunder	
<input type="checkbox"/> toss	<input type="checkbox"/> grumble	<input type="checkbox"/> stead	

<http://testyourvocab.com/>

静态勾选
需要做很多题目



个性化，交互式
~40 道题目

- 减少测试时间
- 提升用户体验

帮助学生推荐合适的

- 词书
- 句子
- 文章

学习，成为更好的自己

基本原理

静态考卷

- 每个学生所做的题目相同
- 在以下题目上浪费较多时间，影响用户体验
 - 肯定会做的容易题
 - 肯定不会做的难题

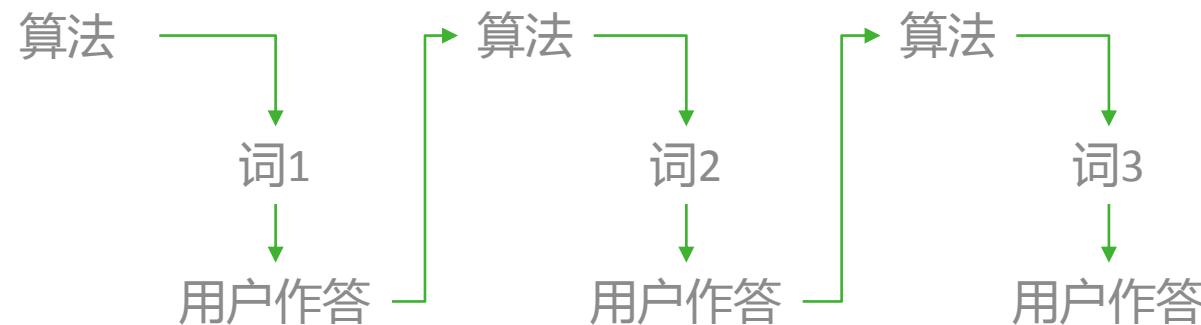
动态交互式测试

- 每个学生所做的题目不相同
- 下一道题目根据历史做题的反馈动态改变
- 算法可以聚焦于算法不确定的题目请学生回答，而避免在肯定会做和肯定不会做的题目浪费太多的时间

基本假设：

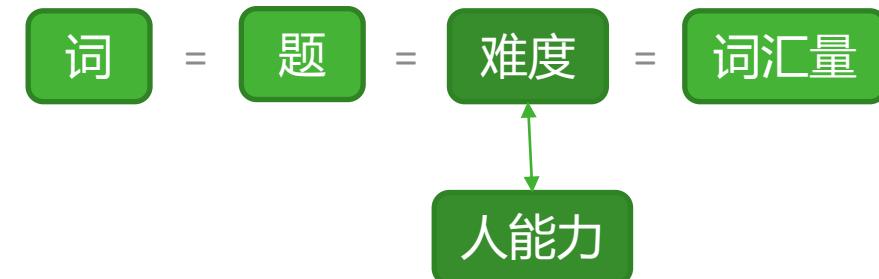
- 单词和单词之间有相对顺序
- 难度接近的单词，用户的作答也接近

流程



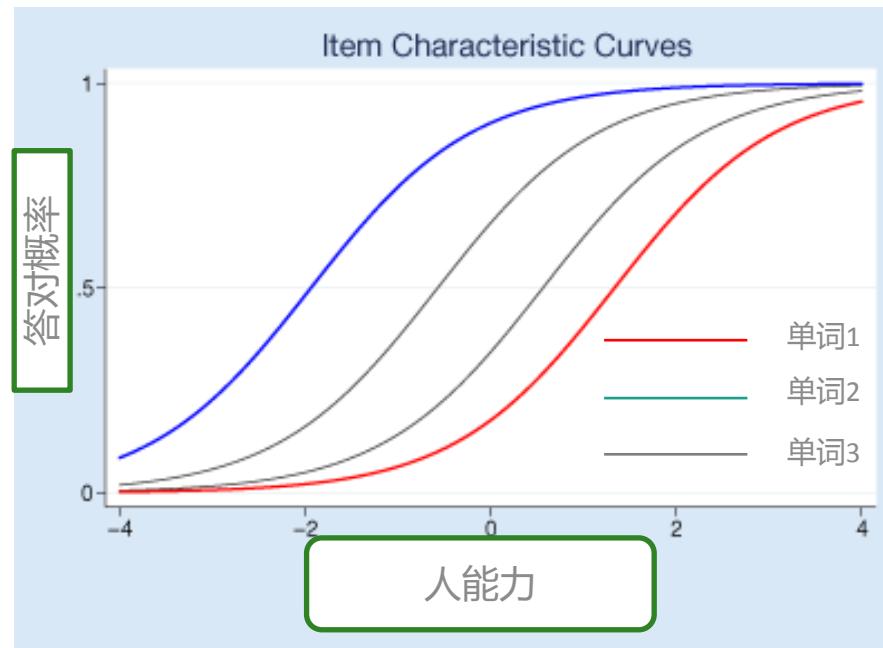
算法:

1. 根据做题记录，估计人能力
2. 出下一道题



- 词，题，难度，词汇量是对应的
- 难度已知：
 - 冷启动的时候，由词频排序变换而来
 - 有了用户作答数据，可以通过计算而得到
- 人能力和词难度可比。有了人能力，通过对的难度，可以算得词汇量

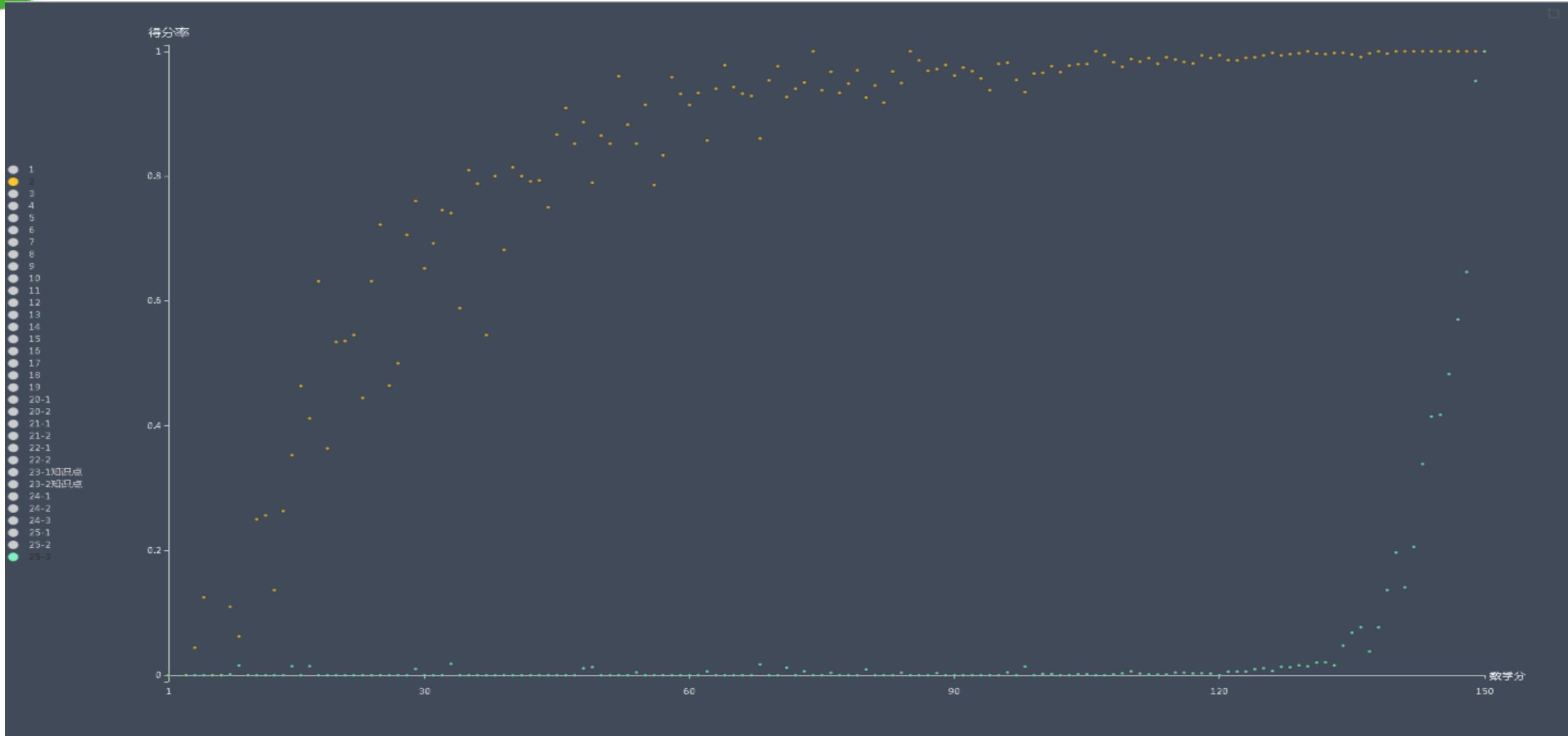
IRT (Item Response Theory)



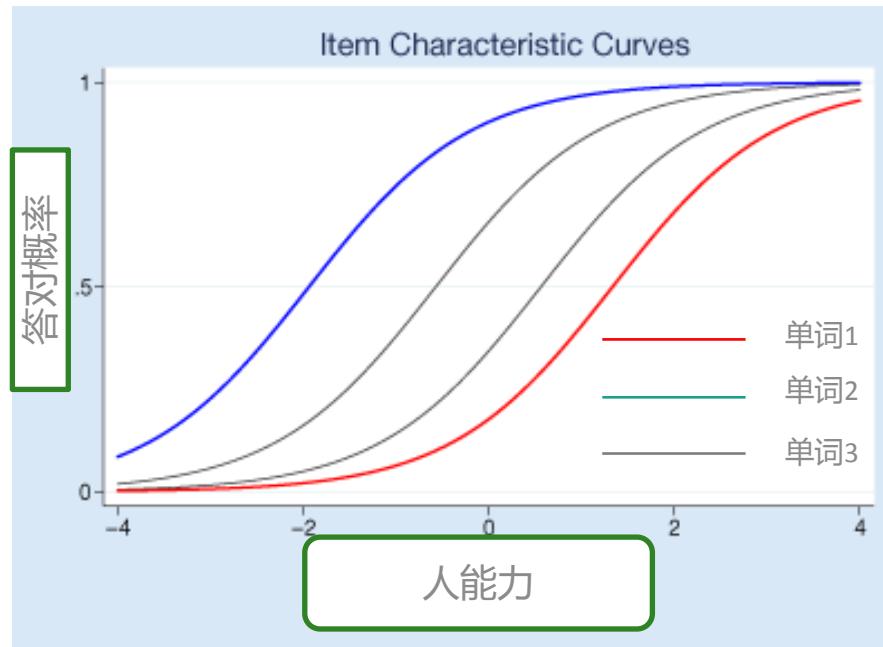
$$P(\text{答对} | \text{词难度}, \text{人能力}) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力} - \text{词难度})}}$$

- 人能力越高，答对概率越大
- 词难度越高，答对概率越小，曲线越靠右
- 人能力=词难度，则答对概率0.5

IRT (Item Response Theory)



如何估计人能力?



word	correct	词难度
depress	1	0.9
take	0	0.1
delight	1	0.3
explain	1	0.4

极大似然估计

max
人能力

$$\left(\underbrace{\frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力}-0.9)}}}_{\text{depress}} \right) \left(1 - \underbrace{\frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力}-0.1)}}}_{\text{take}} \right) \left(\underbrace{\frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力}-0.3)}}}_{\text{delight}} \right) \left(\underbrace{\frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力}-0.4)}}}_{\text{explain}} \right)$$

$$P(\text{答对} | \text{词难度}, \text{人能力}) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力}-\text{词难度})}}$$

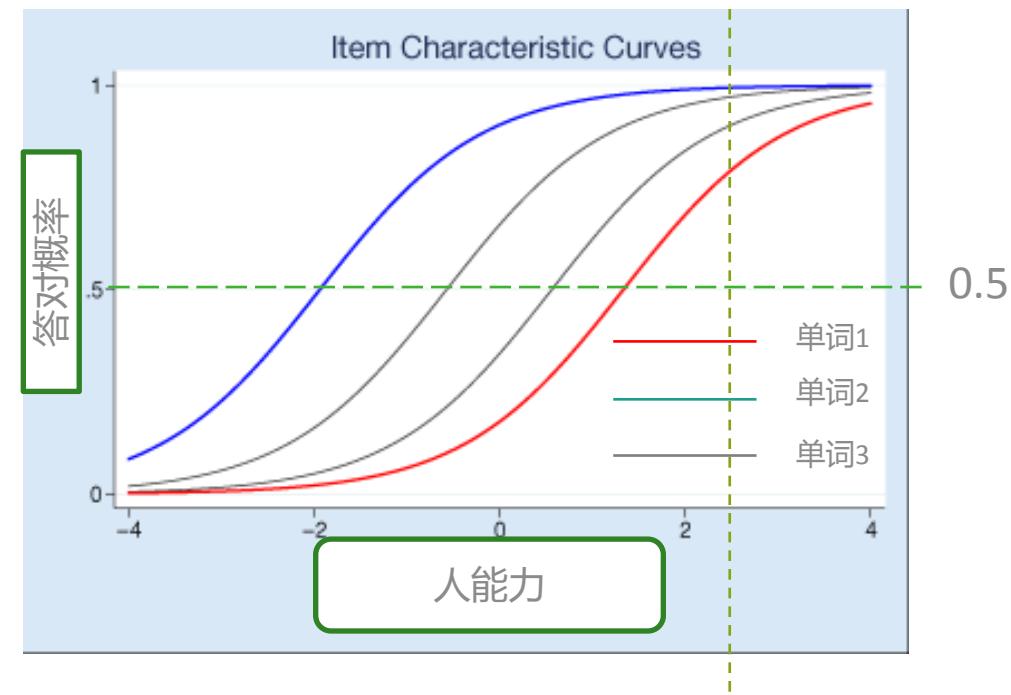
$$P(\text{答错} | \text{词难度}, \text{人能力}) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力}-\text{词难度})}}$$



如何选下一个词？

- 选难度和当前能力估计最接近的，且用户没有回答过的词
 - 对于该词， $P(\text{答对} | \text{词难度}, \text{人能力}) \sim 0.5$, 即最不确定
 - 从而避免两种可能浪费时间的词(肯定会做，肯定不会做)

$$P(\text{答对} | \text{词难度}, \text{人能力}) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{人能力} - \text{词难度})}}$$



使用IRT根据用户数据进行难度校准

y	take	explai n	huge	read	talk	term
用户1	1	0	1			
用户2	0	0		1		
用户3	1		1		1	
用户4		1		1	1	1
用户5	0	1	1			1
用户6			1	0	0	1

为什么不对每个词的正确率求平均得到难度值？

- 因为在词汇量测试里，每个用户所做的词都不一样
- 总共1000个词，每个用户只做了少于40道题目

$$\max_{u,d} \prod_{(i,m) \in S} \left(\frac{1}{1 + \exp(-(u_i - d_m))} \right)^{y_{im}} \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-(u_i - d_m))} \right)^{1-y_{im}}$$

- u : 用户难度
- d : 单词难度
- 此问题具有全局最优解
- 在数据量很大的时候，可以采用随机梯度下降的方法优化该代价函数
- 计算出来的单词难度和冷启动时设置的大体趋势一样但是有区别
- 细节区别往往由于词和题目之间的存在gap
 - 简单的词出的选项混淆太强，导致学生选错
 - 难的词由于例句原因，可以猜出答案



可以改进的方 向

- IRT模型的改进，如何更好的建模
用户答题(用户-词)矩阵
 - 混合IRT (如果存在多个学习路径)
 - 深度神经网络
 - 可以很好的解释现有的数据
- 推题策略的改进：
 - MDP?

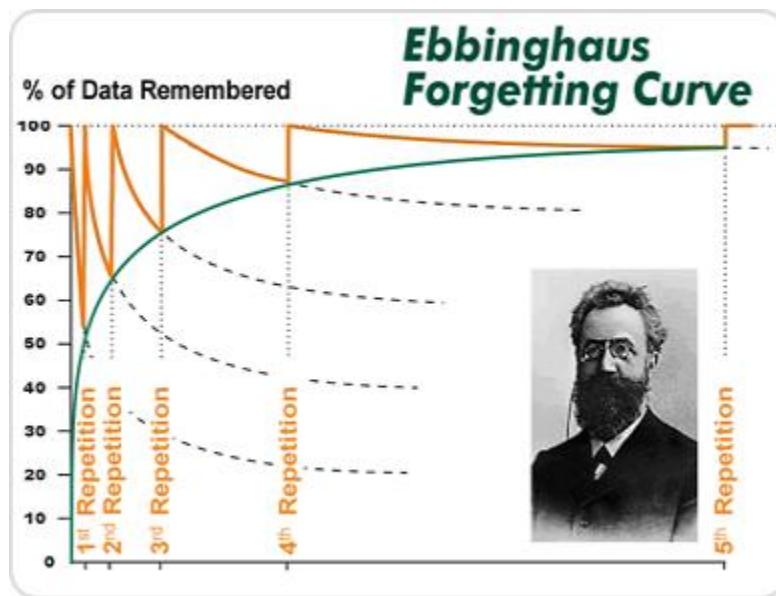


记忆模型

学习，成为更好的自己

记忆模型

艾宾浩斯记忆曲线



- 个性化复习策略
- 非个性化模型



机器学习模型

- Act-R
- IRT
- MCM
- Duolingo
- ...

- 个性化复习策略
- 个性化的模型

c.f.

- Predicting and Improving Memory Retention: Psychological Theory Matters in the Big Data Era
- [ACL16] A Trainable Spaced Repetition Model for Language Learning

学习，成为更好的自己

记忆模型

艾宾浩斯记忆曲线 → 间隔效应 → Act-R → MCM

$$P_r(\text{recall}) = m(1 + ht)^{-f}$$

概率随着时间指数衰减：

其中m,h,f是常数，分别解释为初始学习的程度（ $0 < m < 1$ ），时间的缩放因子($h>0$),以及记忆的衰减指数($f>0$)

艾宾浩斯记忆曲线: $y=1-0.56x^{0.06}$

$$\text{Optimal ISI} = 0.097 \text{RI}^{0.812}$$

多次学习对记忆的影响:间隔效应

(Spacing effect)

两次学习的间隔记作ISI (intersession interval) ,第二次学习和最后的测验的时间记作RI (retention interval)

Act-R :

$$m_n = \ln \left(\sum_{k=1}^n b_k t_k^{-d_k} \right) + \beta$$

ACT-R假设每次学习会有不同的记忆概率轨迹，而且记忆概率随着时间的增长成幂函数衰减： t_k, d_k 指的是第k条轨迹的记忆时间和衰减指数， β 是和学生或者记忆事物有关的影响记忆强度的参数。 b_k 指的是每条记忆轨迹的显著性，这个数越大表示一次学习的效果越好。

$$d_k(m_{k-1}) = ce^{m_{k-1}} + \alpha$$

轨迹的衰减和学习发生的时间点有关：这里c和 α 是常数，如果第k次学习和前一次的间隔比较短，会导致当前的一条衰减的比较快。

$$P_r(\text{recall}) = 1 / (1 + e^{\frac{t-m}{s}})$$

回忆的概率和记忆活性m单调相关：其中 s 是相应的参数。整个模型有6个自由的参数。

记忆模型

MCM提出了一个假设，每次新的学习学到的东西是分别存储在不同的轨迹中，而且会按照不同的速率衰减。虽然每条迹会指数衰减，这些轨迹的和随着时间的衰减是一个幂函数，举例来说，第*i*条轨迹， x_i 的衰减如下面公式所示：

$$x_i(t + \Delta t) = x_i(t) \exp(-\Delta t / \tau_i)$$

其中是衰减时间常数，而且后续的轨迹具有比较小的衰减时间常数，轨迹1-k使用了一个加权平均，最后合成了一个总的轨迹强度。

$$s_k = \frac{1}{\Gamma_k} \sum_{i=1}^k \gamma_i x_i$$

其中 $\Gamma_k = \sum_{i=1}^k \gamma_i$ 。 γ_i 是一个权重因子，代表了第*i*条轨迹的贡献，在总共*k*条轨迹中，记忆的概率是其中的最小值：

$$P_r(\text{recall}) = \min(1, s_k)$$

间隔效应发生的主要原因是轨迹的更新规则（Staddon et al., 2002）。一条轨迹只有在其它轨迹无法保持对材料的记忆的时候才会更新。这个规则影响了信息在不同发生频率和不同环境下的记忆效果。当一个材料被学习的时候，第*i*条轨迹贡献的上升和前面轨迹的总强度负相关：

$$\Delta x_i = \epsilon(1 - s_i)$$

其中是 ϵ 步长。

个性化策略 vs 个性化模型

学生历史记录

time	word	correct
1/1/2012 13:00	depress	1
1/1/2012 13:10	depress	0
1/1/2012 13:20	depress	1
1/2/2012 13:00	depress	1
1/2/2012 13:40	depress	0
1/3/2012 13:50	depress	0
1/3/2012 14:00	depress	1

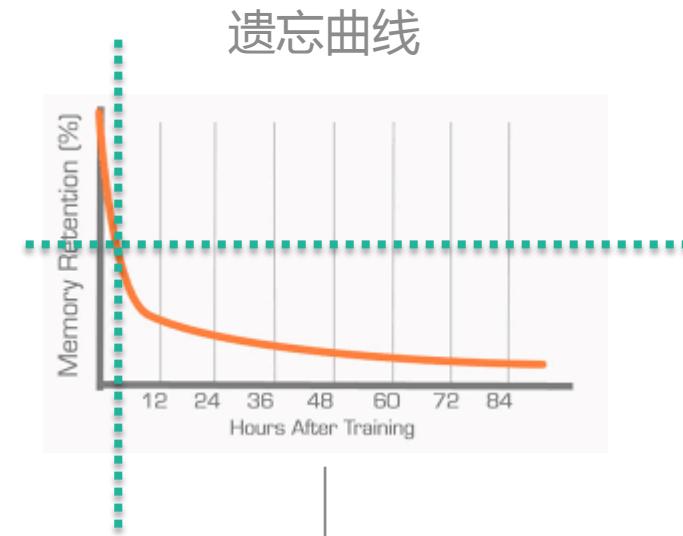
- 每个学生的历史记录都不一样

+

记忆模型

=

输出: 遗忘曲线



下次复习时间

time	word	correct
1/7/2012 13:00	depress	1

- 非个性化记忆模型
 - 艾宾浩斯曲线
 - Supermemo
- 个性化记忆模型
 - 每个学生的记忆能力不一样
 - 每个学生记忆模型也不相同

- 每个学生的历史记录都不一样
- 同样的模型→不同的复习策略
- 不同的模型→不同的复习策略

当前词场采用的复习机制

1

单词1历史记录
单词2历史记录
单词3历史记录
单词4历史记录

+

记忆模型

=

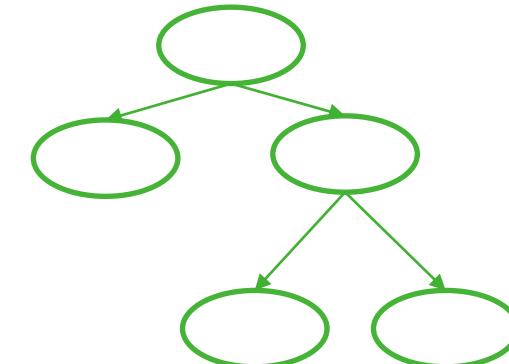
下次复习时间

下次复习时间	单词
1/7/2012 13:00	单词1
1/7/2012 13:00	单词2
1/8/2012 13:00	单词3
1/9/2012 13:00	单词4

2

对于下次复习时间接近的单词，根据以下特征的组合进行重新排序

- 上次复习时间
- 上次复习是否作对
- 上次反应时间
- 历史做错次数
- 历史作对次数
- ...



正在研究的复习机制

- 个性化记忆模型

通过分析大量数据, 考察记忆和以下特征之间的关系

- 背词间隔
- 历史准确率
- 一次学习的量 (疲劳控制)
- 答题反应时间
- 以前背过的单词
- ...



采用的技术

- Logistic Regression
- Multiple Task Learning/协同过滤

正在研究的复习机制

- 优化的复习/学习策略

在特定的约束条件下，寻找最优的复习方案

- 学生只愿意每天学习/复习少量的词，如何调整词的顺序？

遗忘曲线



下次复习时间



智能和个性化
的优化策略

采用的技术

- MDP (给定记忆模型)
- Reinforcement Learning (Model Free)

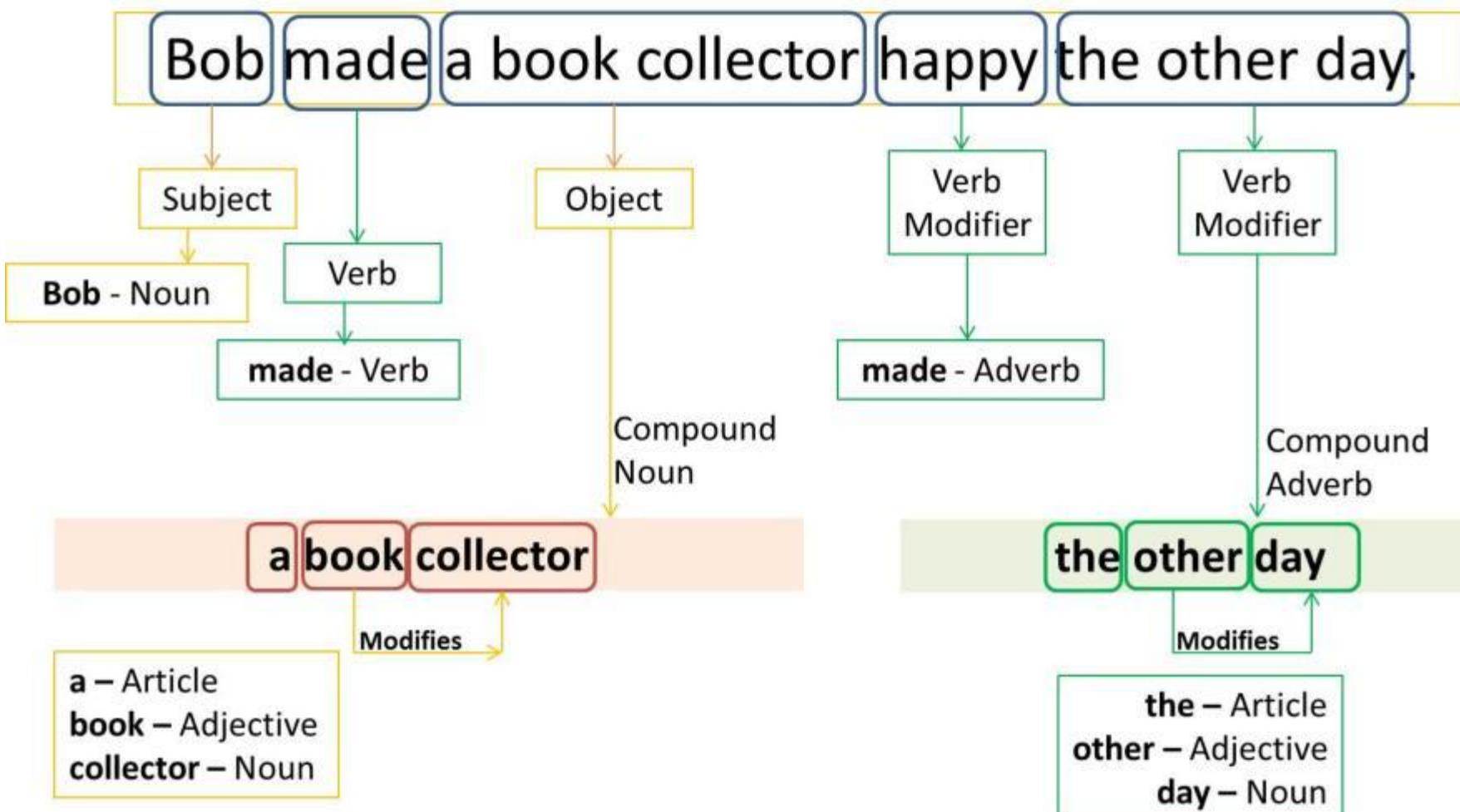
time	word	correct
1/7/2012		
13:00	depress	1



词性标注

学习，成为更好的自己

词性标注



帮助学生理解复杂句子

- 区分多义词
- 推荐更加合适的例句
- 方便词书制作

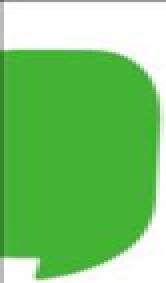


七牛云
QINIU

IT大咖说
知识分享平台

词性标注 - 现状

- 英语，现成的软件
 - Nltk
 - Stanford Pos Tagger
(<https://nlp.stanford.edu/software/tagger.shtml>)
- 其他语种，词性标注作为分词的附加结果
 - 中文
 - 分词：Jieba, Mecab
 - 日韩：
 - 分词：Mecab
 - 其他语种：
 - 构建语料库，打标
 - 训练自己的Pos模型

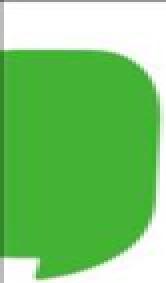


分词 - 难点



- 一个字
 - 既可以和前面的字构成一个词
 - 又可以和后面的字构成一个词
 - 还可以单独成为一个词

- “结婚的**和尚**未结婚的”
- 结婚的/**和/尚**/未/结婚的
 - NPN
 - 结婚的/**和尚/**未结婚的
 - NNN



分词 - approach

- 基于匹配的
 - 不断匹配最长的词，直到把句子划分完
 - “北京大学/生前/来/应聘”
 - “北京/大学生/前来/应聘”
- 最少词数法
 - “为人/民办/公益”
 - “为/人民/办/公益”
- ...
- 上述方法的组合
- 基于序列标注的机器学习方法
 - 结婚的/和尚/未婚的
 - NPN
 - 结婚的/和尚/未婚的
 - NNN
 - 似乎NPN更加符合语法规则
 - 序列化推断问题

大数据挖掘工程师

词	词性	拼音特征
大数据	n	da_shu_ju
挖掘	v	wa_jue
工程师	n	gong_cheng_shi

- 对于每个句子, 需要标注
 - 分词
 - 每个词的词性
 - 可能有助于分词的特征 (x)
- 特征
 - Unigram特征
 - Bigram特征

$$\vec{s} = s_1, s_2, \dots, s_n \quad \vec{o} = o_1, o_2, \dots, o_n$$

HMM

+X

$$P(\vec{s}, \vec{o}) \propto \prod_{t=1}^{|\vec{o}|} P(s_t | s_{t-1}) P(o_t | s_t)$$

MEMM

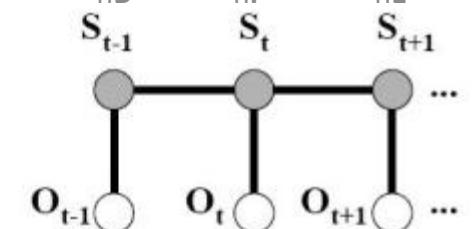
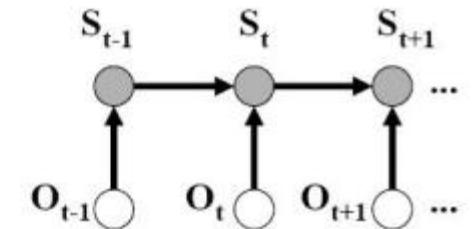
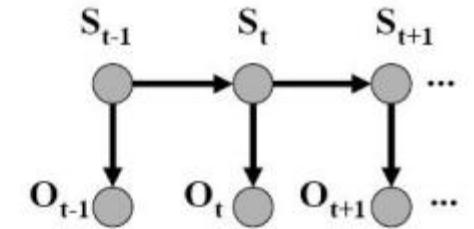
$$P(\vec{s} | \vec{o}) \propto \prod_{t=1}^{|\vec{o}|} P(s_t | s_{t-1}, o_t)$$

$$\propto \prod_{t=1}^{|\vec{o}|} \frac{1}{Z_{s_{t-1}, o_t}} \exp \left(\sum_j \lambda_j f_j(s_t, s_{t-1}) + \sum_k \mu_k g_k(s_t, x_t) \right)$$

CRF

$$P(\vec{s} | \vec{o}) \propto \frac{1}{Z_{\vec{o}}} \prod_{t=1}^{|\vec{o}|} \exp \left(\sum_j \lambda_j f_j(s_t, s_{t-1}) + \sum_k \mu_k g_k(s_t, x_t) \right)$$

B: 词开始
I: 词中
E: 词节数



大数 据

学习，成为更好的自己



Q&A





学 习，成 为 更 好 的 自 己