

# 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



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

# AI背景下互联网教育

- 愿景：帮助教育进化
  - 因材施教的千年愿景
  - 智能化，让不可能成为可能
  - 应试？还是要真正帮助人类成长
- 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)



注:古希腊：Socrates & Plato & Aristotle & Alexander

古先秦：孔子一生，据史书记载，教导了三千多学生。教导3000学生如何做到因材施教？？

学习，成为更好的自己

# 机器学习在沪江的应用

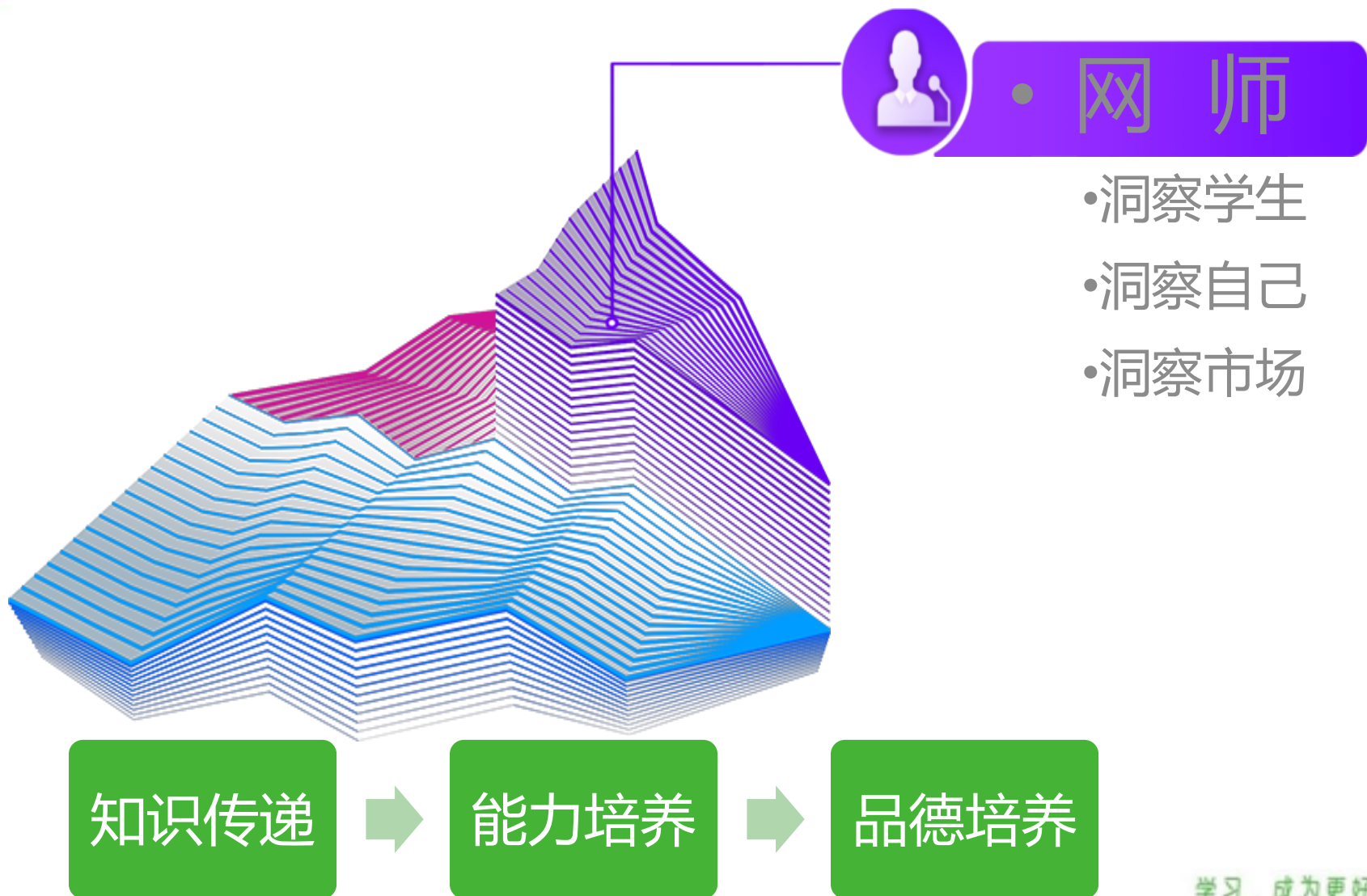
AI在HJ的四个应用场景：

- 自适应学习
- 人机交互
- 教学过程监控
- 内容加工



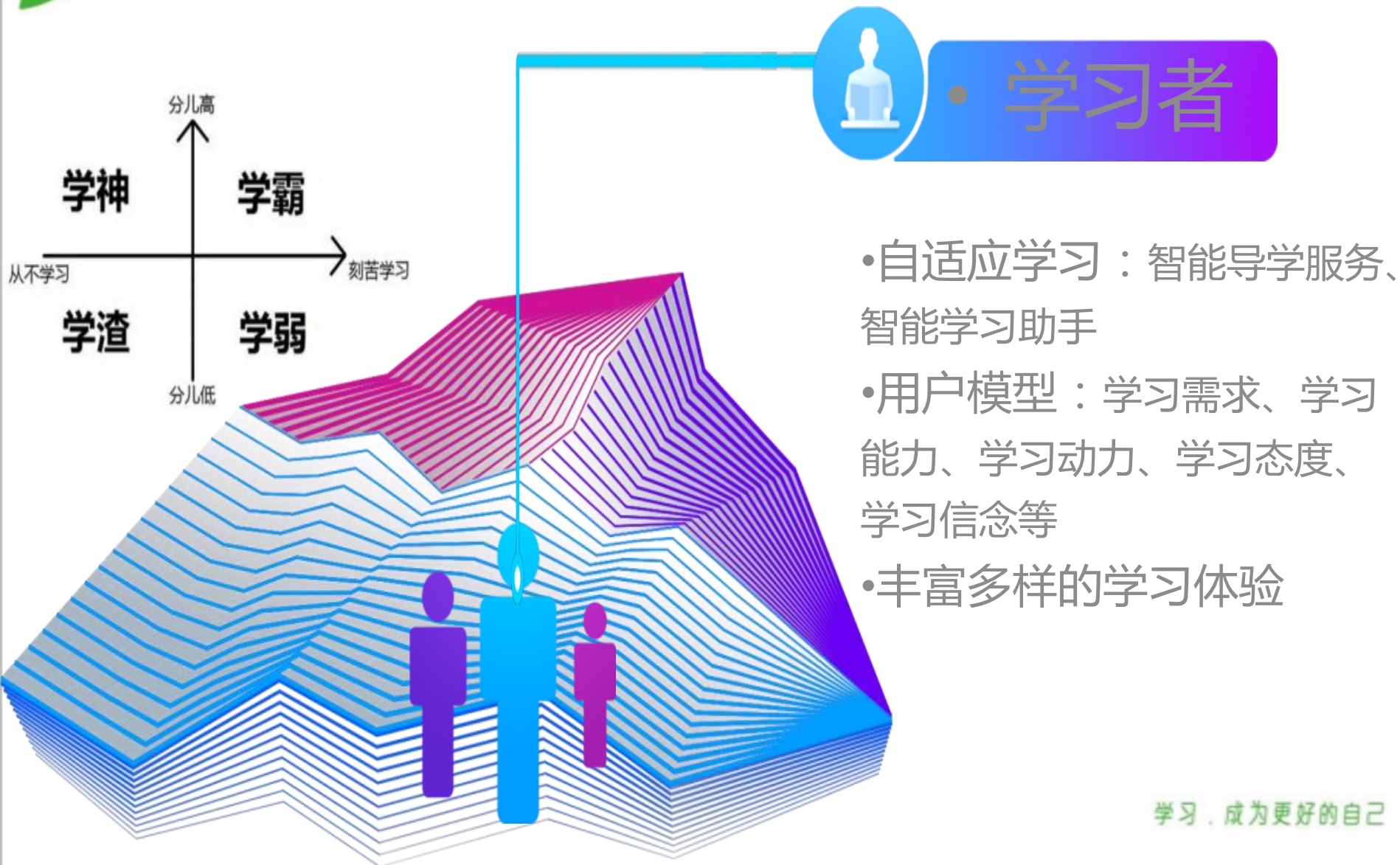
学习，成为更好的自己

# 机器学习在沪江的应用





# 机器学习在沪江的应用

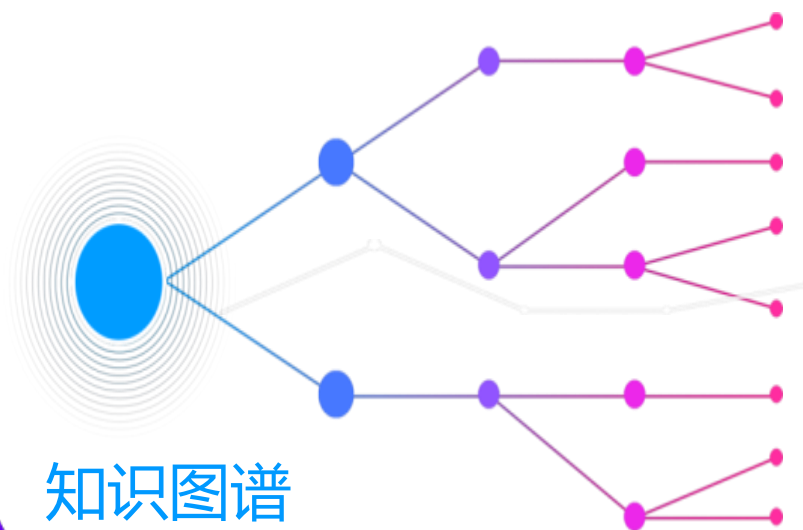
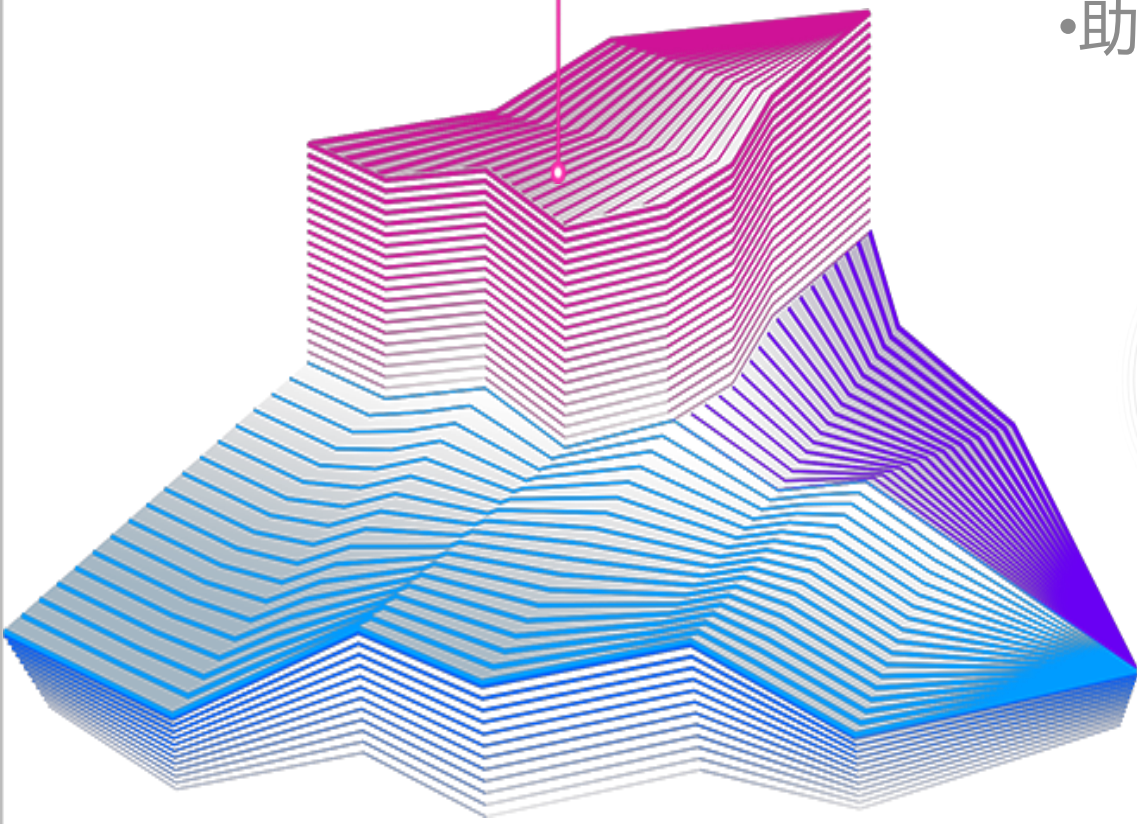


# 机器学习在沪江的应用



## • 内 容

- 加速内容产品化
- 助推内容商品化



学习，成为更好的自己

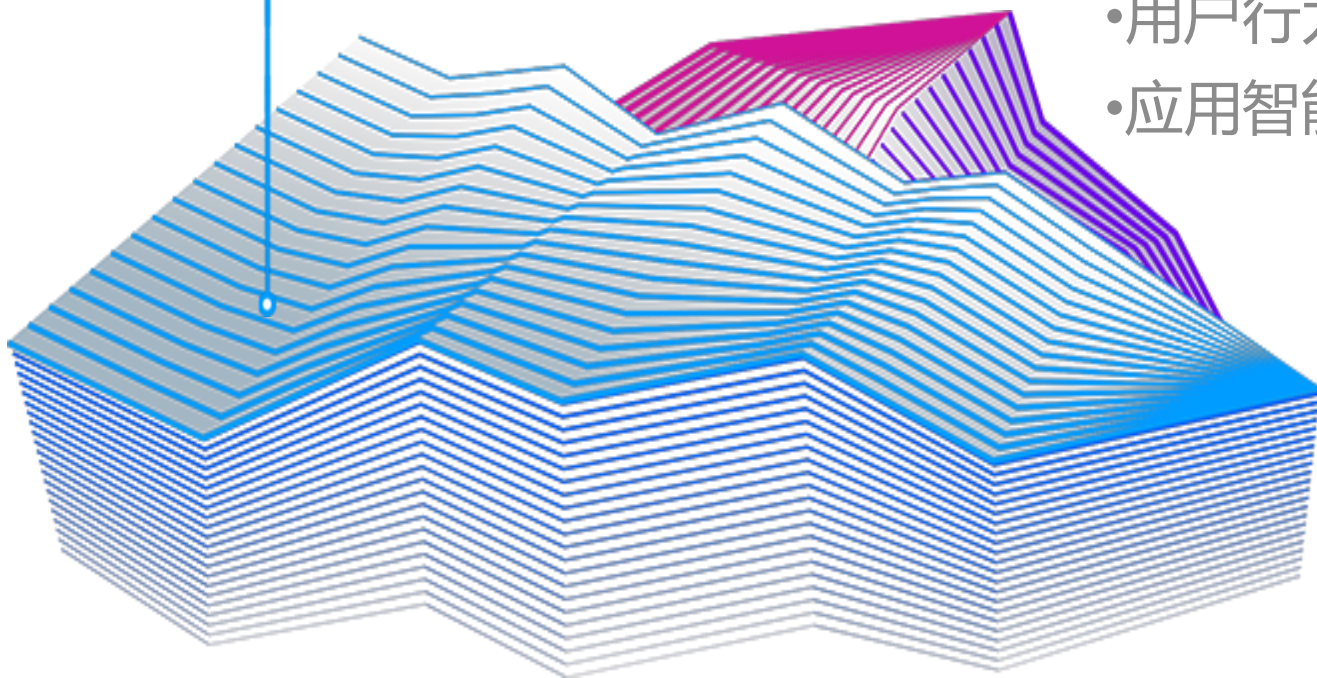


# 机器学习在沪江的应用



## • 工具

- 通过开放接口与教学场景深度融合
- 用户行为感知和数据分析
- 应用智能云服务



# 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

工具线

- 教研：打标系统
- bot：教学助理
- NLP应用

基础平台层

自适应学习系统

推荐系统

NLP服务系统

机器学习平台

特征工程

行为及特征模型

学习者模型

质量评价

转化/时间序列预测模型

知识图谱

模型算法、框架

机器学习框架

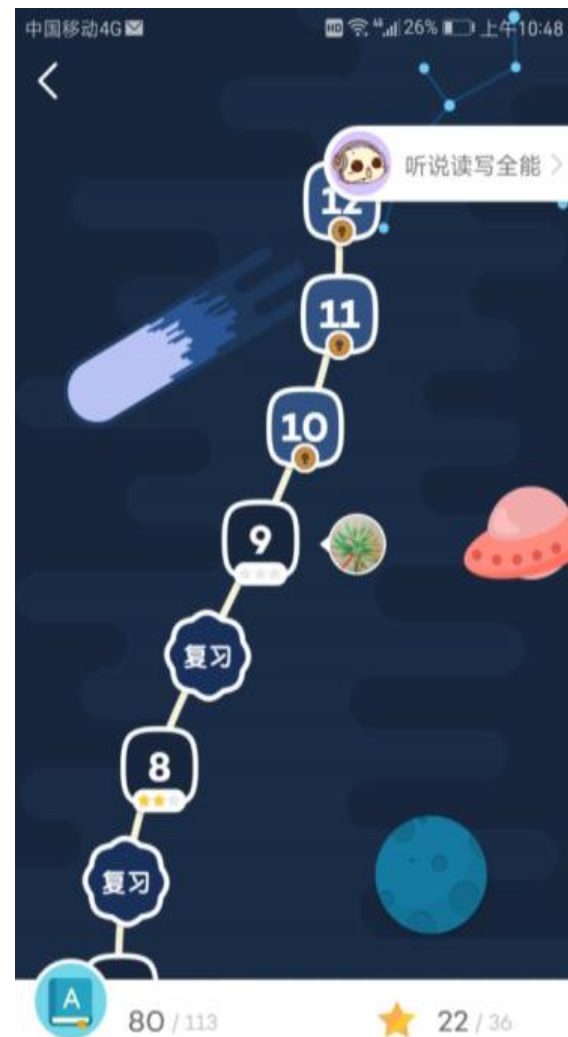
深度学习框架

NLP/NLU模型算法

图片、语音识别

DKT/BKT、IRT、RM理论

# 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

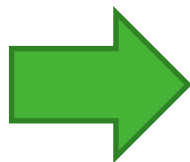


# 自适应词汇量测试



# 自适应词汇量测试

- |                                     |                                    |                                     |                                    |
|-------------------------------------|------------------------------------|-------------------------------------|------------------------------------|
| <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      |                                    |



- 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

<http://testyourvocab.com/>

静态勾选  
需要做很多题目

个性化，交互式  
~40 道题目

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

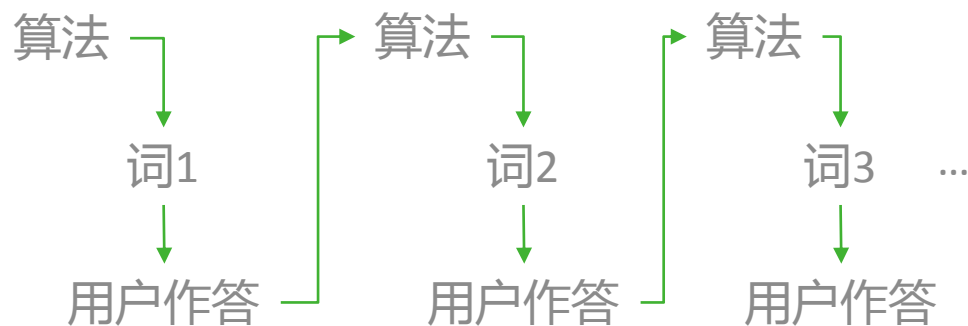
## 动态交互式测试

- 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：

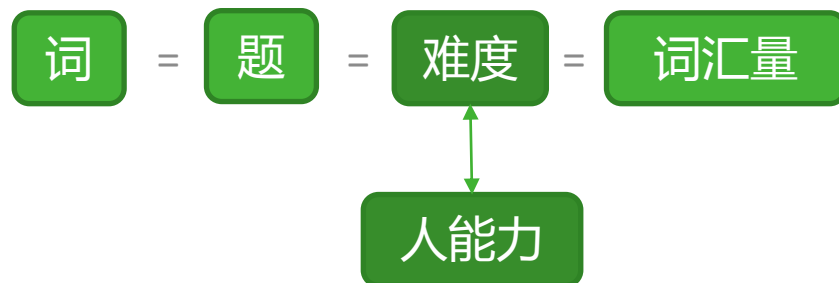
- 单词和单词之间有相对顺序
- 难度接近的单词，用户的作答也接近

# 流程



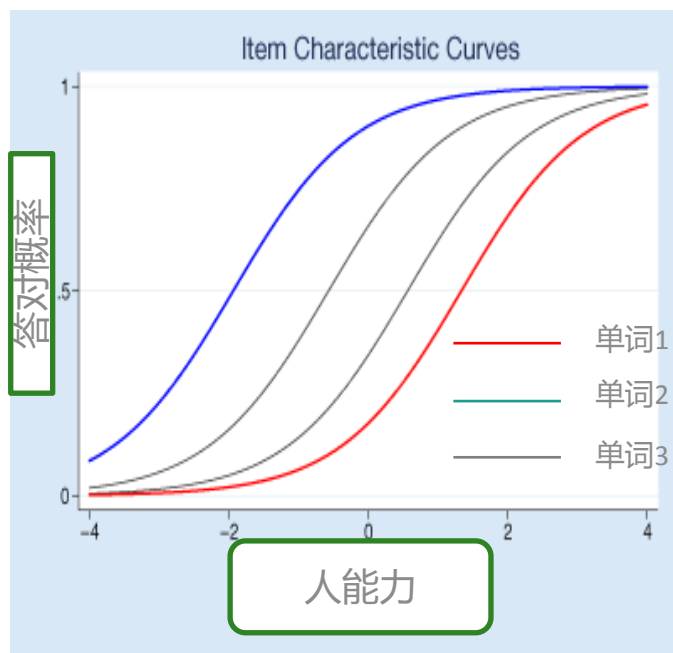
算法:

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，由词频保序变换而来
  - 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，通过对应的难度，可以算得词汇量

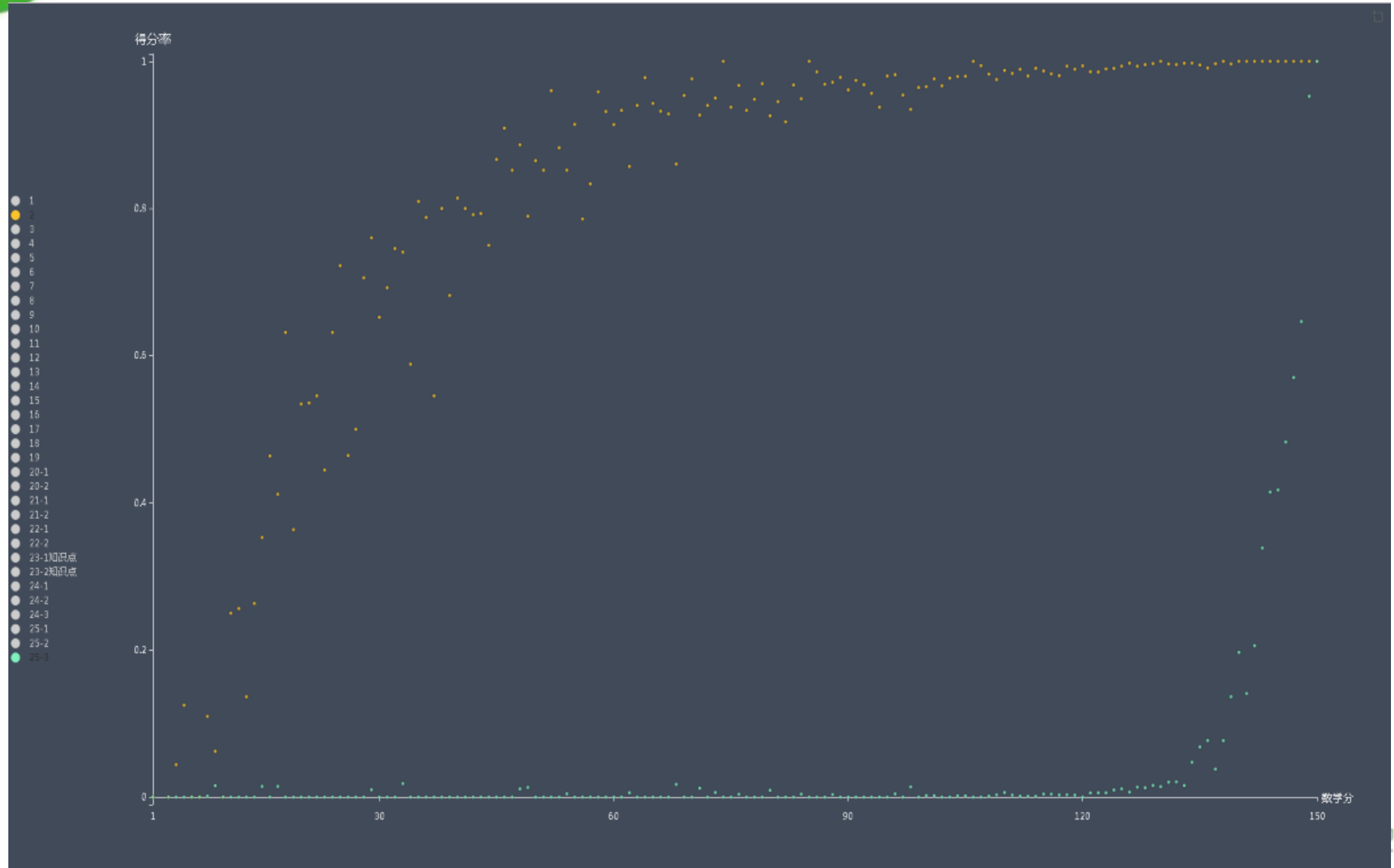
# IRT (Item Response Theory)



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

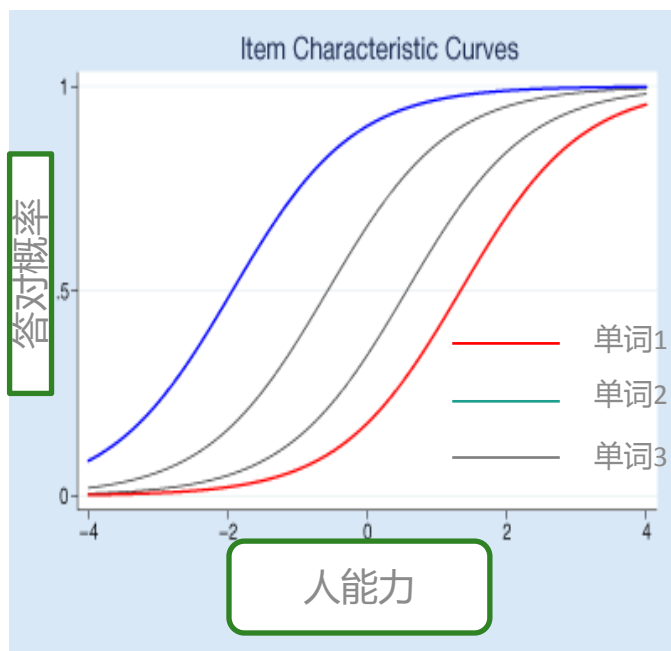
- 人能力越高，答对概率越大
- 词难度越高，答对概率越小，曲线越靠右
- 人能力=词难度, 则答对概率0.5

# 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

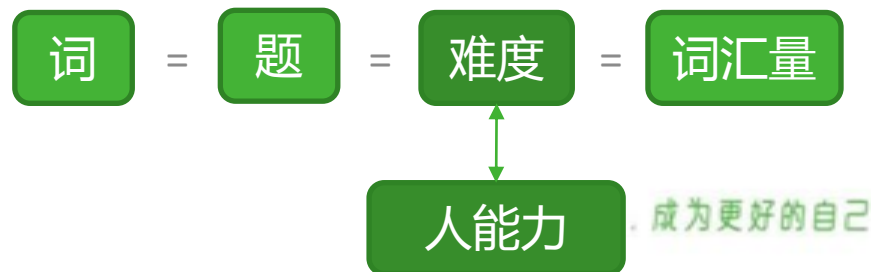
## 极大似然估计

$\max$   
人能力

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

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

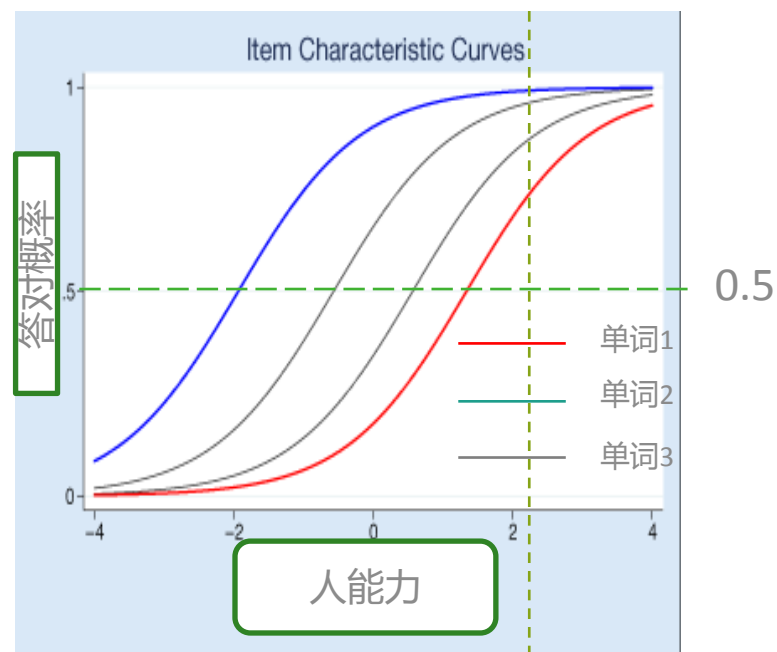
$$P(\text{答错} | \text{词难度}, \text{人能力}) = 1 - \frac{1}{1+e^{-(\text{人能力}-\text{词难度})}}$$



# 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)

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



选红色的单词1

# 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

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

- $u$ : 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

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



# 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?

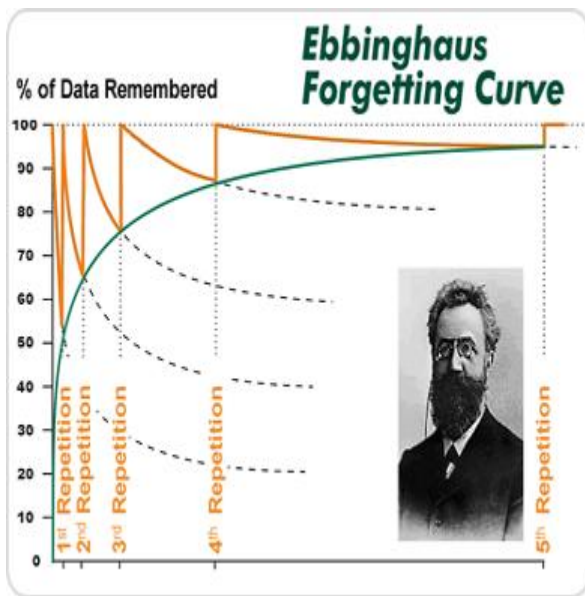


# 记忆模型



# 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

Supermemo 2004



anki



## 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:  $y = 1 - 0.56x^{0.06}$

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

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,  $\beta$  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  $\alpha$  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较快。

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

回忆的概率和记忆活性  $m$  单调相关: 其中  $\tau$  和  $s$  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  $\Gamma_k = \sum_{i=1}^k \gamma_i$ 。  $\gamma_i$  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  $\epsilon$  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

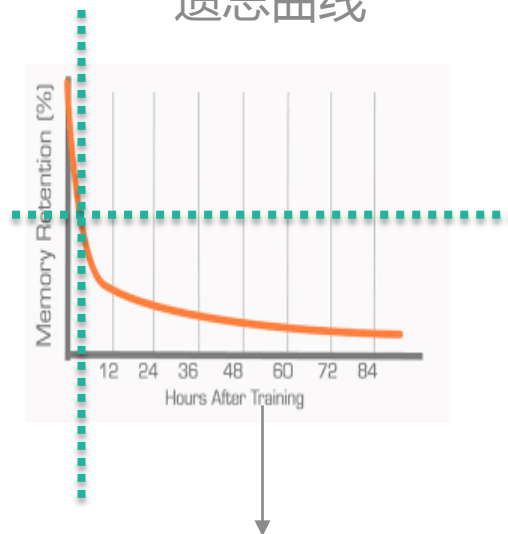
+

记忆模型

输出: 遗忘曲线

=

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

=

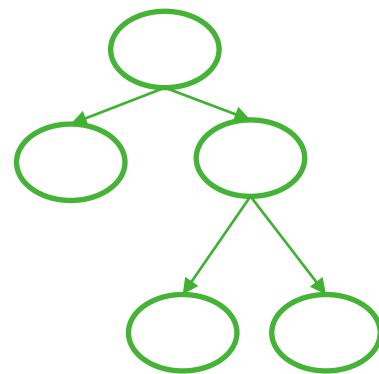
下次复习时间

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
- ...



学习，成为更好的自己



# 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
- ...

个性化记忆模型

用户1记忆模型

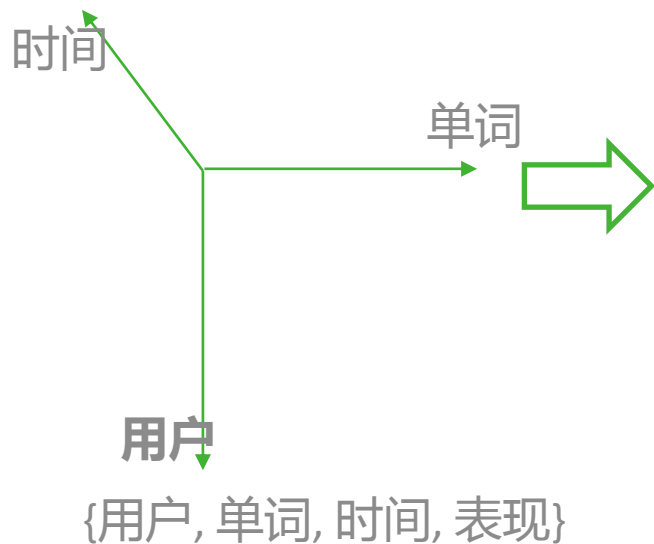
用户2记忆模型

用户3记忆模型

用户4记忆模型

...

用户背词数据



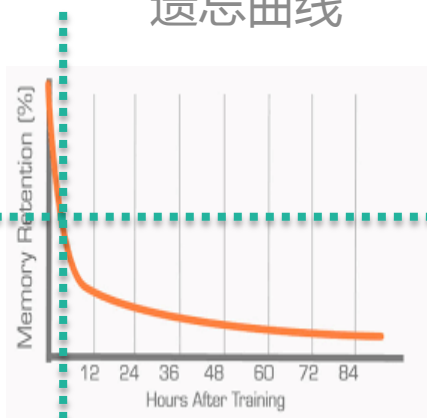
采用的技术

- 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

遗忘曲线



下次复习时间

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

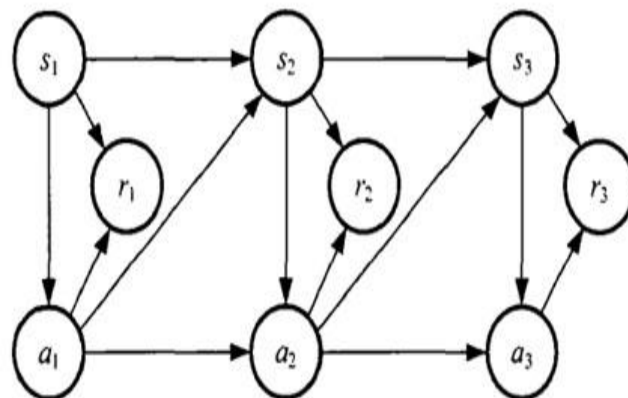
智能和个性化的  
优化策略

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？

采用的技术

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

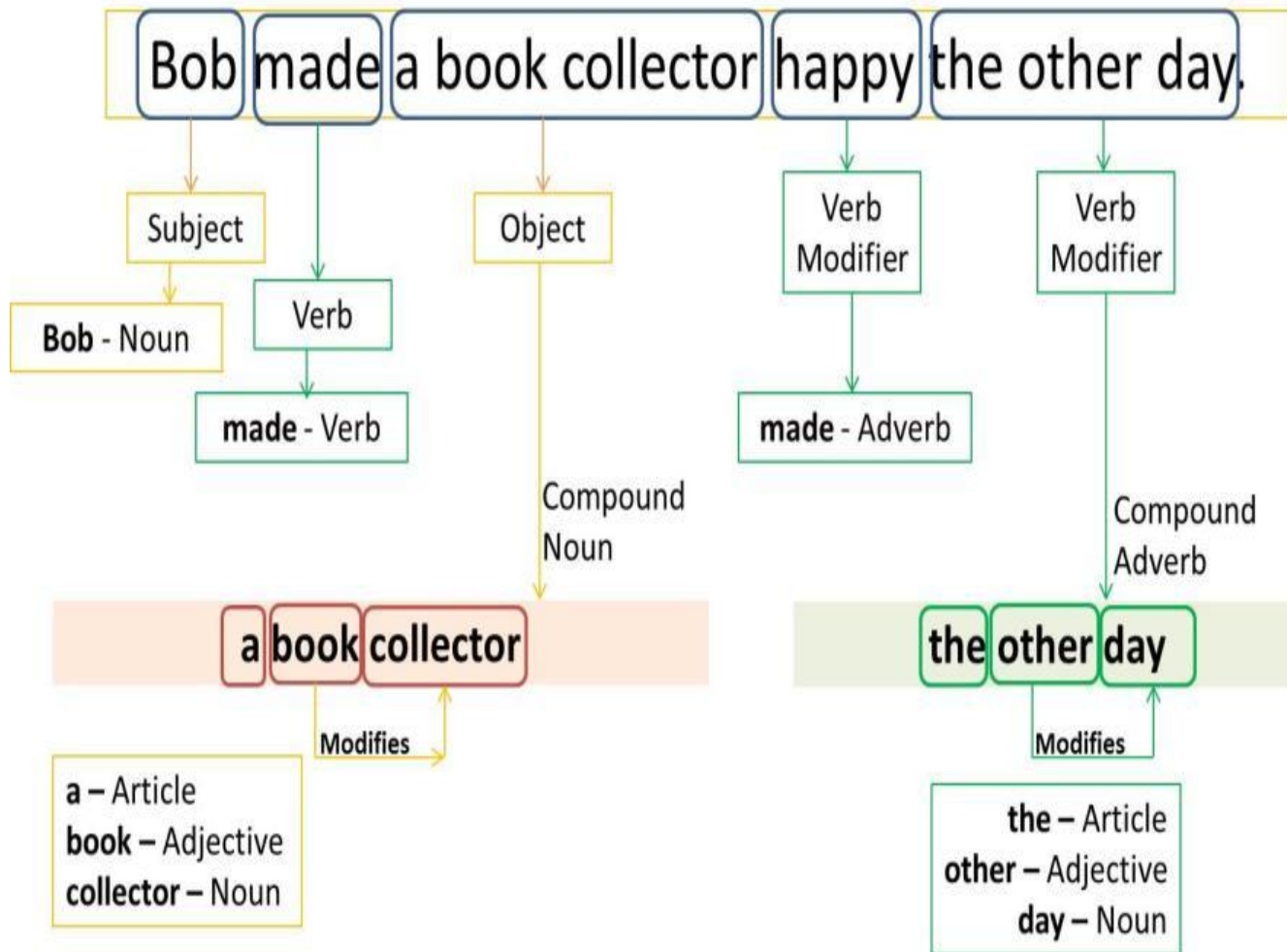


更好的自己



# 词性标注

# 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

# 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/尚未结婚的
    - NPN
  - 结婚的/和尚/未结婚的
    - NNN
  - 似乎NPN更加符合语法规则
  - 序列化推断问题

# 分词 – 使用序列化标注模型训练自己的分词器

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

$$\vec{s} = s_1, s_2, \dots, s_n$$

$$\vec{o} = o_1, o_2, \dots, o_n$$

HMM

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

+x

MEMM

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

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

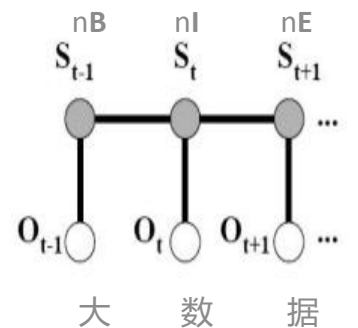
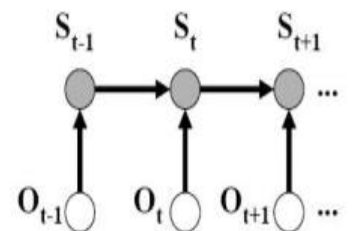
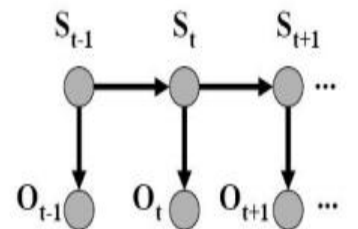
CRF

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

B: 词开始

I: 词中

E: 词节数





# Q&A





学习，成为更好的自己