



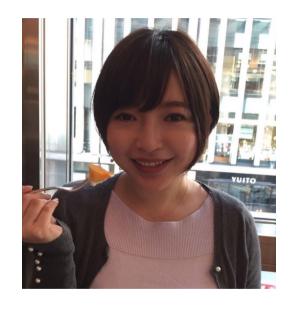
## Python的NLP实战分享

如何实现合同风险预测模型?

GVA TECH Co., Ltd 藤井美娜

## 自我介绍





## 藤井美娜 💟 inazo18

## GVA TECH

- Machine Learning Engineer / Data Scientist
- GVA TECH的人工智能法律服务AI-CON的多语言系统 开发负责人





# 目录 contents >> 1. Python NLP 入门

- 》 2. 多语言NLP攻略
- 》 3. "合同风险预测模型"实战经验分享
- >> 4. 总结



5% | ###





## 1 Python NLP 入门

简单介绍自然语言处理的流程和使用corpus的EDA方法。

8% | ##### | section1

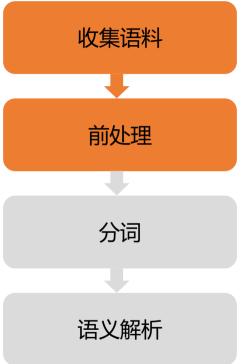






11% | ######## | section1





- 使用爬虫收集的语言数据
- 公司拥有的语言数据



13% |########## | section1





- 使用爬虫收集的语言数据
- 公司拥有的语言数据
- 根据你的目的删掉一些不需要的特殊符号,例如 ①②③《》等。



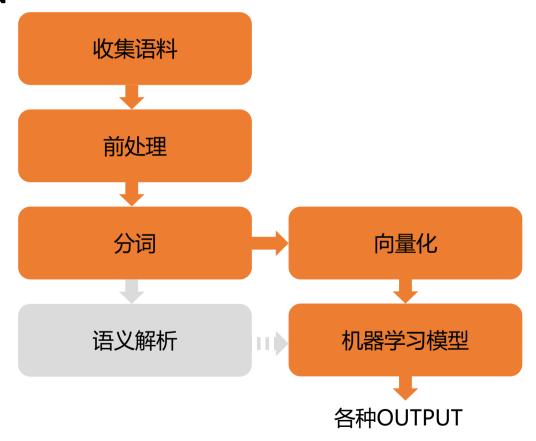




- 使用爬虫收集的语言数据
- 公司拥有的语言数据
- 根据你的目的删掉一些不需要的 特殊符号,例如 ①②③《》等。

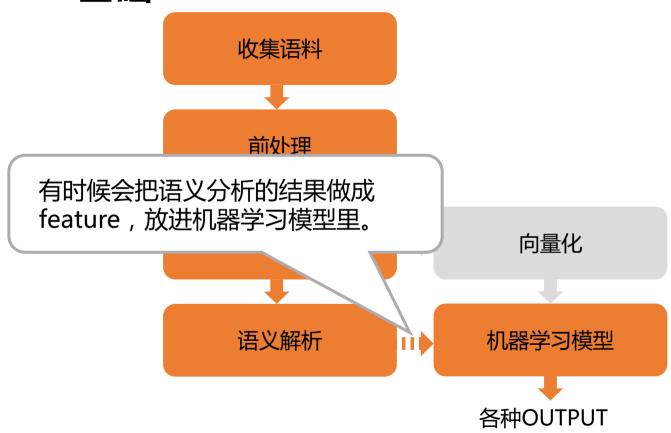








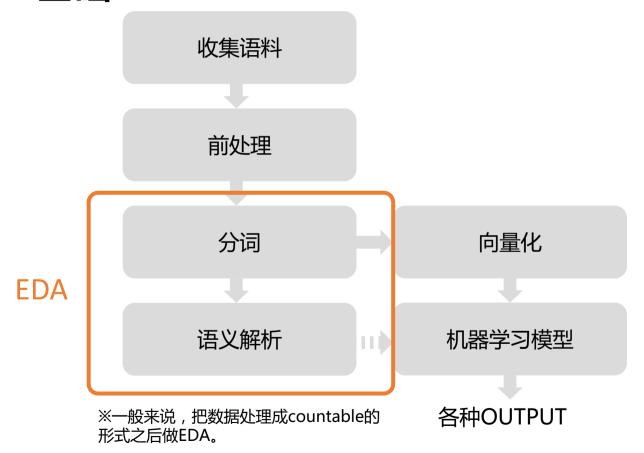






22% | ###################

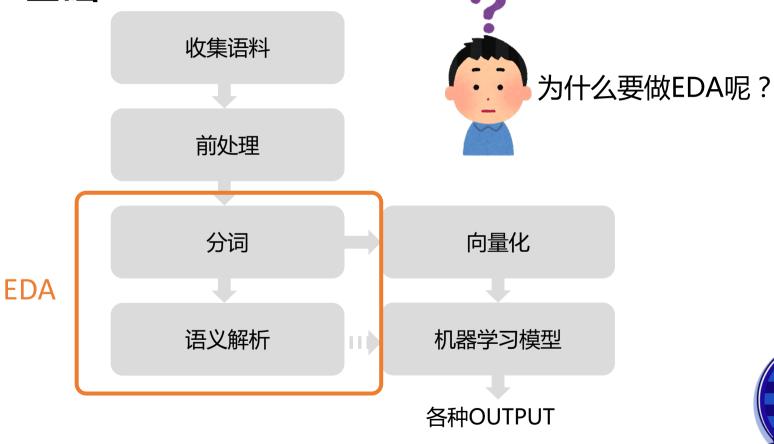






25% | ####################







### **EDA**



- ・ EDA ( Exploratory Data Analysis / 探索性数据分析 )
- 每个领域的语言都具有领域的语言特征,我们不能不考虑。

### 例如:

"网络上的语言表达" "文学作品上的语言表达" "合同书上的语言表达" "病历卡上的语言表达"



- EDA有很多种办法,下面介绍利用BCCWJ corpus的词类分析方法:
  - 首先收集10万条合同文章,另外准备别的领域的corpus来做benchmark。
  - 使用同一个分词办法来处理各领域的语言数据做一个词类频次分布表,在各词性出现频次涂上颜色。



※BCCWJ语料库(現代日本語書き言葉均衡コーパス)请看: https://pj.ninjal.ac.jp/corpus\_center/bccwj/

33% |################################

使用corpus做EDA



to the Vahool Vahool

		一合同		出版	出版	出版	凶書館			旦传	畅销	Yanoo!	Yanoo!		<b>法</b> 律
		文章		図書	雑誌	新聞	書籍	报告	课文	文章	書籍	知识库	博客	韵文	文章
	GVA収集		BCCWJ全体	各レジスター (頻度1までの見	出し)	177.1.15					H 11H				
		契約書データ(権 補助記号を入れ <sup>*</sup>	PM~OWは統合 OT~OMは可変	出版書籍	出版雑誌	出版新聞	図書館書籍	特定目的白書	特定目的教科書	特定目的広報紙	特定目的ベスト	t特定目的Yahoo!!	特定目的Yhaoo!	特定目的韻文	特定目的法律
短単位における品詞の割合 (延べ語数)	POS	GVA_token_%_s	BCCWJ_token_	PB_token_%_su	PM_token_%_su	PN_token_%_su	LB_token_%_su	OW_token_%_s	u OT_token_%_su	u OP_token_%_su	OB_token_%_s	u OC_token_%_su	u OY_token_%_su	OV_token_%_su	OL_token_%_s
	名詞	41.415	35.036	34.925	40.645	46.485	31.7	50.701	40.594	61.012	28.054	27.96	35.124	32.77	47.46
	助詞	27.184	30.043	30.523	28.541	27.012	31.762	24.011	29.706	18.159	33.024	32.294	28.954	30.541	24.38
	動詞	13.359	13.524	13.881	11.947	10.762	14.373	10.552	13.298	7.379	15.231	1 14.371	12.273	17.081	12.0
	助動詞	5.073	9.827	9.285	8.249	6.472	10.195	4.235	6.854	4.623	11.174	14.023	11.273	7.839	3.66
	接尾辞	5.393		3.219	3.204	4.518	2.991	5.349	3.474	4.911	2.527	7 2.344	2.951	2.311	
出现单词	副詞	0.274		1.606	1.567	0.765	1.951	0.464	0.849	0.422	2.28	3 2.047	2.223	1.617	0.11
计光料	形容詞	0.372			1.565						1.849				0.18
种类数	代名詞	0.474									2.186				0.23
	形状詞	0.722									1.316				0.55
	連体詞	0.867	0.953								1.143				1.25
	接頭辞	2.288	0.83			0.93									
	接続詞	2.574	0.46												1.8
	感動詞	0	0.155								0.208				
	合計	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	10
毎単位における品詞の割合 (異なり語数)	POS	GVA_type_%_su	BCCWJ_type_%	PB_type_%_suw	PM_type_%_suv	PN_type_%_suv	LB_type_%_suw	OW_type_%_su	v OT_type_%_suv	v OP_type_%_suv	OB_type_%_su	w OC_type_%_suv	OY_type_%_suw	OV_type_%_suv	OL_type_%_su
	名詞	82.761	90.858	89.432	86.337	86.268	89.234	88.575	82.833	86.74			87.03	72.224	84.46
	動詞	7.989	5.153	5.869	6.844	7.167		5.817	9.137		9.14	6.946	6.308	15.413	
	副詞	1.234	1.659	1.785	2.285	1.645	1.881	0.879	2.009	1.781	2.766	2.83	2.564	3.296	0.66
出现单词	形状詞	1.883	0.912		1.697	1.676					1.91				
	形容詞	0.48			0.802						1.035				
- 总数-	接尾辞	2.766	0.421		0.982	1.277									
/U) XX	感動詞	0	0.2		0.241	0.188					0.32				
	接頭辞	1.299	0.145		0.31	0.397					0.327				0.97
	助詞	0.636	0.075		0.176				-						
	代名詞	0.2338	0.065		0.123						0.157				
	助動詞	0.285	0.038		0.092										
	連体詞	0.22	-		0.066									0.163	
	接続詞	0.21			0.046										
	合計	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

図書館

山地

使用corpus做EDA



	台间													
														文章
							4.23							
											27 2.34		2.311	
	0.274	1.75	1.606			1.951	0.46	4 0.849	0.422	2.	28 2.04			
形容詞 〇	L <del>),</del> ,/4	-么要	士/7 口 🗈	)A ?	5 1.6	4. 为[	ア押が	会白 🏻	口口气米位	坩埚	2.25			
	ノソコー	ム女	IUX L L	1.04	1 0/45	3. /Y		E 🖂 (718	メタにHっ	いつい	(IL) • 1.53			
形状詞					B 0.93	36 1 1 285	TINI 1.07							
					8 0.13	这样可	レ人 ○59							
					9 0.8	0.030	1.22		1.407	0.6	26 0.80			
					6 0.17	79 0.43	五百分二		カトエ田	六行交	示古			
							ゴロカー	_作的	以上注	XX午	汉同			
					•	□i⊞n	node	·II时有	17世7家					
								III OT type % sin	UOP type % sus					
						フナIF	H 名次 N	1000	للما ـــــــــــــــــــــــــــــــــــ	小小	]结果	<b>大田</b>		
					•	入门廷	E用牛IV	roue	8 17	不叫	<del>炒口不</del>	有用		
							0.87		1.781	2.7	66 2.83	3 2.564		
	100	100												





## 2 多语言NLP攻略

## NLP基础@日中英





收集语料

前处理

分词

语义分析

### 汉语

收集语料

前处理

分隔词素/ 分词

语义分析

#### 日语

收集语料

前处理

统一出现形式/ 分隔词素/ 分词

语义分析



## NLP基础@日中英





收集语料

前处理

分词

语义分析

### 汉语

收集语料

前处理

分隔词素/ 分词

语义分析

#### 日语

收集语料

前处理

统一出现形式/ 分隔词素/ 分词

语义分析



## 什么叫"统一出现形式"?



汉语

吃/了 没/吃

手机

日语

动词活用的统一工作

食べ/た 食べ/て/ない



名词的统一工作

携帯電話

携帯

ケータイ電話

けいたい

ケータイ

ケータイ

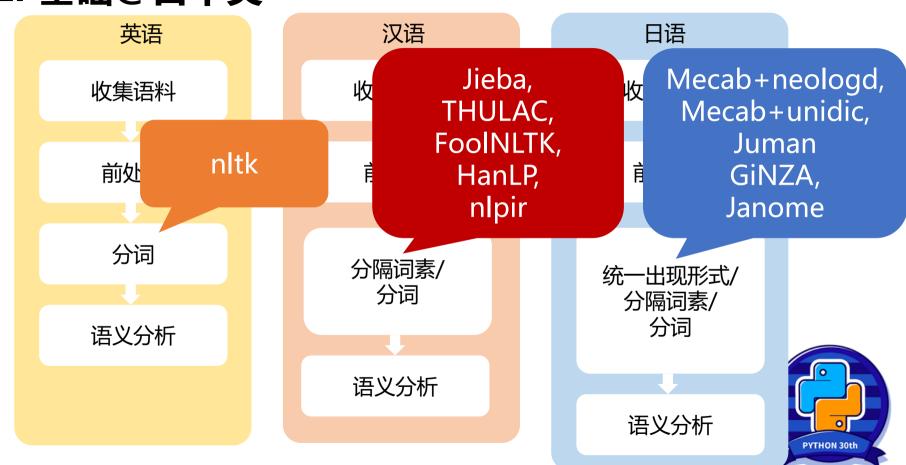


携帯電話



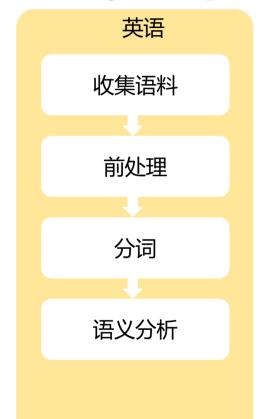
## NLP基础@日中英

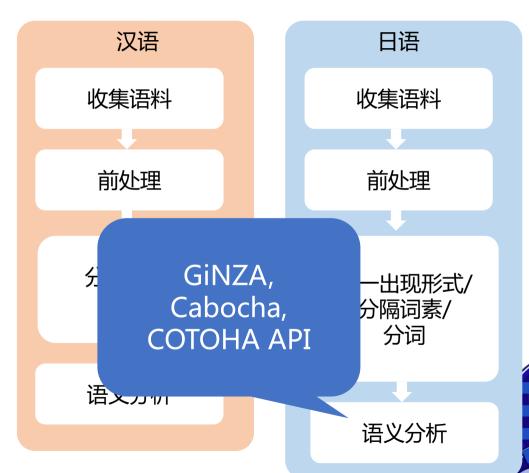




## NLP基础@日中英







**PYTHON 30th** 



## 日中语义分析的不同点(之一)

汉语

太郎打花子。

日语

施事者和受事者都会有助词标记,可以根据助词推测句法结构。







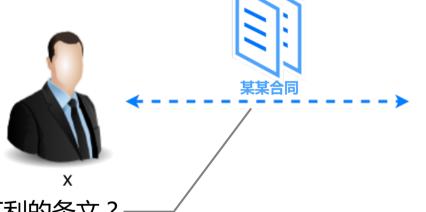
## 3 "合同风险预测模型" 实战经验分享

## 什么叫"合同风险预测"?



合同内容有没有该写的条文没有写?

目的1:查看合同的条文类似性



合同内容有没有对自方/自方公司不利的条文?

目的2:查看合同中的不利条文

※合同内容的对自方利不利根据各国的管辖法律

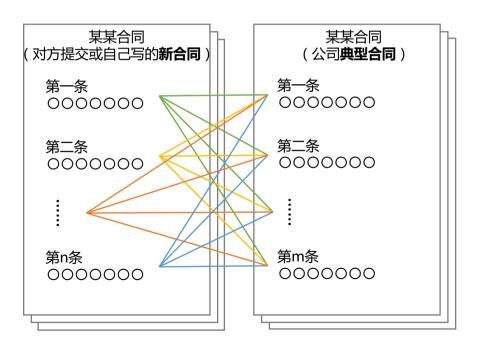




## 使用Python做"合同风险预测模型"的思路

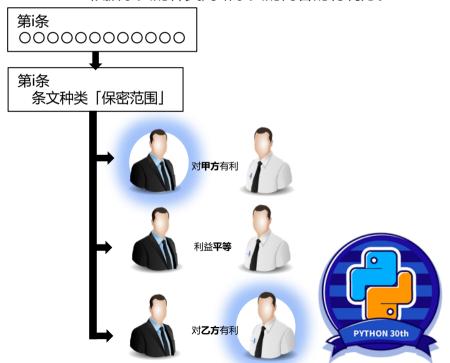
#### 目的1: 查看合同的条文类似性

- 需要算出条文和条文的类似度的值
- · 根据Threshold(阈值)来判断条文内 容的一致。



#### 目的2: 查看合同的不利条文

- · 分类每一个条文的条文的种类(每个种类的风险都不一样)
- 根据条文的种类判断条文的内容的有利方。

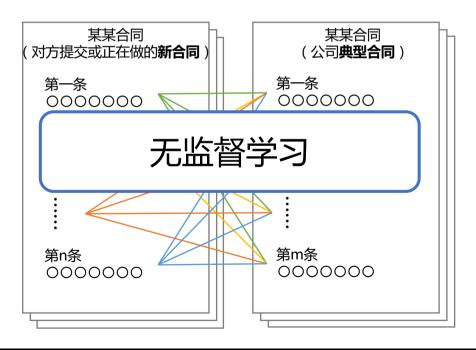




## 使用Python做"合同风险预测模型"的思路

#### 目的1: 查看合同的条文类似性

- 需要算出条文和条文的类似度的值
- · 根据Threshold(阈值)来判断条文内 容的一致。



#### 目的2: 查看合同的不利条文

- · 分类每一个条文的条文的种类(每个种类的风 险都不一样)
- 根据条文的种类判断条文的内容的有利方。



## 预测合同的风险①



### **ROUGE**

机器翻译的手法

\$ from sumeval.metrics.rouge import RougeCalculator

\$ rouge = RougeCalculator(lang='<填en/ja/zh>')

\$ Rouge\_L score = rouge.rouge\_I(target, references)

## word2vec

为什么不用 doc2vec呢?

神经网络

\$ from gensim.models import word2vec

\$ model = word2vec.Word2Vec(input\_data, size=<..>,
min count=<..>, window=<..>)

### **RIBES**

机器翻译的手法

\$ from RIBES import RIBES evaluator

\$ ribes = RIBESevaluator()

\$ score = ribes.eval([target], [[references]])

### TF-IDF

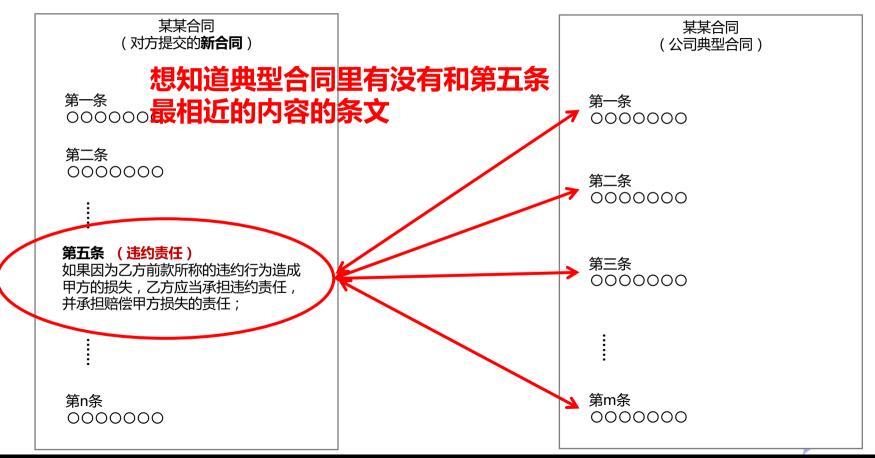
向量化的典型手法

\$ from sklearn.feature\_extraction.text
import CountVectorizer
\$ from sklearn.feature\_extraction.text
import TfidfVectorizer





### 具体例子:







	条文	条文内容	ROUGE	RIBES	TF-IDF	Word2vec
	甲乙双方确认:"秘密信息"是指甲方及其关联公司未曾公开的商业秘密、技术信息和财务信息等,包括但不限于设计、程序、制作工艺、制作方法、管理诀窍、产品或服务的销售网络、销售状况、客户名单、市场开发及售后服务情况、产销策略、招投标中的标底及标书内容。	秘密信息	0.0	0.0	0.0	0.088
第 一 条	乙方承认在为甲方工作期间可能直接或间接地通过书面、口头、图表、音像资料等获 得或通过观察全部或部分设备、产品等获得这些秘密信息。	秘密信息	0.133	0.0	0.309	0.304
	甲乙双方同意,上述"秘密信息"不包含那些非因乙方过错而进入公众领域的公开信息。	秘密信息	0.076	0.0	0.018	0.349
第二条	除履行职务需要之外,未经甲方事先书面同意,乙方不得泄漏、传播、公布、发表、 传授、转让、交换或者以其他任何方式使任何第三方(包括无权知悉该项秘密的甲方 职员)知悉属于甲方或者属于第三方但甲方承诺有保密义务的商业秘密,也不得在履 行职务之外使用这些秘密信息。	保密责任	0.115	0.0	0.049	0.301
第三条	双方同意本协议规定的保密期限为自本协议签署之日起至双方劳动关系终止或解除后 年内有效。	保密期限	0.0	0.0	0.0	0.006
条	在保密期限内,乙方无论因何种原因从甲方或甲方关联公司离职,仍须承担如同任职 期间一样的保密义务;乙方认可,甲方及甲方关联公司在支付工资报酬时,已考虑了 乙方离职后需要承担的保密义务,故而无须在乙方离职时另外支付保密费。	保密期限	0.153	0.0	0.129	0.519
第四	如果乙方违反本协议的规定,应赔偿甲方全部损失。赔偿范围包括但不限于甲方的名誉损失、直接损失和可得利益的损失,以及调查费用和诉讼费用、律师费用。	违约责任	0.235	0.58	0.268	0.757
四条	乙方违约后还应采取各种合理方法挽回泄密造成的影响,尽可能使秘密信息继续处于	违约责任	0.153	0.54	0.07	0.501

84%

## PyConChina 2019

## 条文的类似性结果比较

				甘甘△□	7
	条文	条文内容	R	某某合同 (对方提交或正在做的 <b>新合同</b> )	rd2vec
	甲乙双方确认:"秘密信息"是指甲方及其关联公司未曾公开的商业秘密、技术信息和财务信息等,包括但不限于设计、程序、制作工艺、制作方法、管理诀窍、产品或服务的销售网络、销售状况、客户名单、市场开发及售后服务情况、产销策略、招投标中的标底及标书内容。	秘密信息		第一条	0.088
第一条	乙方承认在为甲方工作期间可能直接或间接地通过书面、口头、图表、音像资料等获 得或通过观察全部或部分设备、产品等获得这些秘密信息。	秘密信息			0.304
	甲乙双方同意,上述"秘密信息"不包含那些非因乙方过错而进入公众领域的公开信息。	秘密信息			0.349
第二条	除履行职务需要之外,未经甲方事先书面同意,乙方不得泄漏、传播、公布、发表、传授、转让、交换或者以其他任何方式使任何第三方(包括无权知悉该项秘密的甲方职员)知悉属于甲方或者属于第三方但甲方承诺有保密义务的商业秘密,也不得在履行职务之外使用这些秘密信息。	保密责任		第五条 (违约责任) 如果因为乙方前款所称的违约行为造成甲方	0.301
第三	双方同意本协议规定的保密期限为自本协议签署之日起至双方劳动关系终止或解除后年内有效。	的条文		的损失,乙方应当承担违约责任,并承担赔 偿甲方损失的责任;	0.006
条	在保密期限内,乙方无论因何种原因从甲方或甲方关联公司离职,仍须承担如同任职期间一样的保密义务;乙方认可,甲方及甲方关联公司在支付工资报酬时,已考虑了	保密期限			0.519
第四	如果乙方违反本协议的规定,应赔偿甲方全部损失。赔偿 范围包括但不限于甲方的名誉损失、直接损失和可得利益 的损失,以及调查费用和诉讼费用、律师费用。	违约责任		第n条 ○○○○○○	0.757
杀	△ / □ / □ / □ / □ / □ / □ / □ / □ / □ /	违约责任		0.155 0.54 0.07	0.501

section3





- 最像 "甲方" 的是 "乙方" 0.922
- 普通情况下,可以说这次word2vec投进去的语料和parameter调的还不错。
- 但是,我们需要考虑到合同文章的"甲"和"乙"利益相反的这一点。



#### <解决办法1>

选BERT等可以考虑到文章的前后关系的模型。

(可是需要大量数据,还要考虑到可解 释性的问题)

#### <解决办法2>

采取监督学习的模型,做分类问题

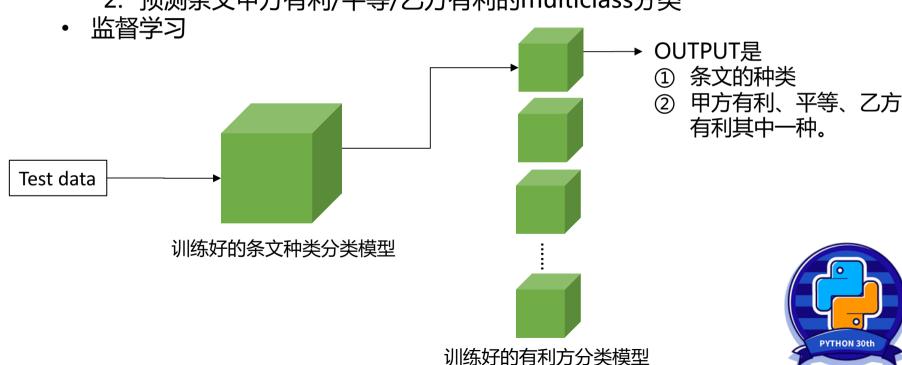
```
ret = model.wv.most similar(positive=['甲方'])
    for item in ret:
        print(item[0], item[1])
乙方 0.9226242899894714
甲方乙方 0.5261456370353699
买方 0.4849575459957123
丙方 0.4754582643508911
其 0.46063581109046936
校方 0.4300388693809509
商户 0.41686224937438965
卖方 0.4086381196975708
无条件 0.40785565972328186
退货 0.4077020287513733
```



## 预测合同的风险②



- 使用RandomForest分类器(RF)做两种分类
  - 1. 预测条文的种类的multiclass分类
  - 2. 预测条文甲方有利/平等/乙方有利的multiclass分类







## 4 总结

### 内容总结



- 主要介绍了中文和日文的具体分析方法以及合同风险预测模型的思路和构建流程。
- 目前,日文的文的合同风险预测模型的结果是:

预测一致条文正确度达到85% 预测条文种类达到91% 预测利于何方正确度达到90%





## 人生苦短,快去NLP



- 任何时候都不要忘"当初你想解决的问题"。
- 把课题转化为具体统计问题或能够使用机器学习解决的问题。
   (想不到应该怎么处理的时候,请先做EDA把握数据倾向)
- 解决问题的办法有很多,浅的、深的、单层的、深层的,根据你可以用的resource(时间和预算)来挑选分析方法以及模型构建。
- 目的确定了,模型选好了,剩下只需要你用Python去奔跑了!







## **THANK YOU**

