补全是针对一个的KB/KG来的，挖掘这一个里面潜在的“边“。（link prediction）

然后可以从KB的内部结构里面推理（reason），也可以利用外部资源来找KB中的边关系。

**An Interpretable Knowledge Transfer Model for Knowledge Base Completion:**

**这个论文还是在如何更好的做embedding上下功夫（我好像知道为啥都是线性映射了，因为transE就是线性映射，大家都跑不出来这个框）**。这个论文提出了一个ITransF，TransE是一个做embedding的模型，但是前提是假设entity和relation在一个vector space（h+r-t）；然后认为不同关系拥有不同的语言空间，发展出了TransR，把头实体和尾实体映射到relation-dependent space（未确定，应该是wh+r-wt）；然后又发展出了STransE，把头实体和尾实体用不同的映射方法映射到关系的空间（w1h+r-w2t）。然后这些都有数据稀疏的问题（sparsity problem），一个关系没那么多的数据，然后本文提出的这个ITransF相比之下解决的这个数据稀疏的问题。然后这个TransR和STransE还有个问题就是映射矩阵太多，参数太多，也阻碍了knowledge sharing，然后这个方案就要把relation-dependent space减小到smaller concept spaces（这个也没具体看怎么解决的）

这个用了“sparse attention mechanism”解决这些问题(没细看)

然后这个补全，大概是这个意思，给一个r和一个t，然后让你找h，就算这个energy function f(h,t)，然后做个rank。

**Feature-Rich Networks for Knowledge Base Completion**

**还是把这embedding来说的。只不过不是基于翻译模型（translation）了，是基于CNN这种深度神经网了，看这个论文第一个神经网络样子的插图就明白了。**这个是用额外的资源来辅助KB/KG进行补全，比如文档信息。KB/KG中的待发现的facts，用这些KB/KG外的信息来进行辅助发掘。Latent. MLP.

做KBC很好的一个模型是latent feature models，然后这个model是把KB做个embed映射到低维空间，然后给潜在的三元组一个score。这个没有用额外的比如text这种信息。然后一个用这些textual信息进行推理的办法是joint embed这个KB/KG的东西和textual的information。Joint需要一个universal schema。这种利用universal schema来joint embedding KB/KG的办法有一些局限性，KB和text relations的对应只能通过实体的共现隐式的对应起来，然后这个带了text就有各种的问题，noise，出现在一个地方有没有share语义关系巴拉巴拉……模型得在没有显式共现信息的前提下去学KB和text的对齐（alignment）……。然后这个文章就提出也是要结合KB和text，但是textual relations are not part of the same graph but are treated as side evidence。（虽然我不是很懂这个side evidence到底是咋操作的，**想问问老师，我每个论文看到它自己的思路的时候就下不去了，是应该深究下去还是别管了……**）(好像是这个text的embedding不用管，它只是KB做embedding的时候的一个辅助信息？)

Concepts是什么意思？（好像是指这个实体在现实世界中是指什么概念）