



基于图神经网络的伪布尔问题可满足性学习

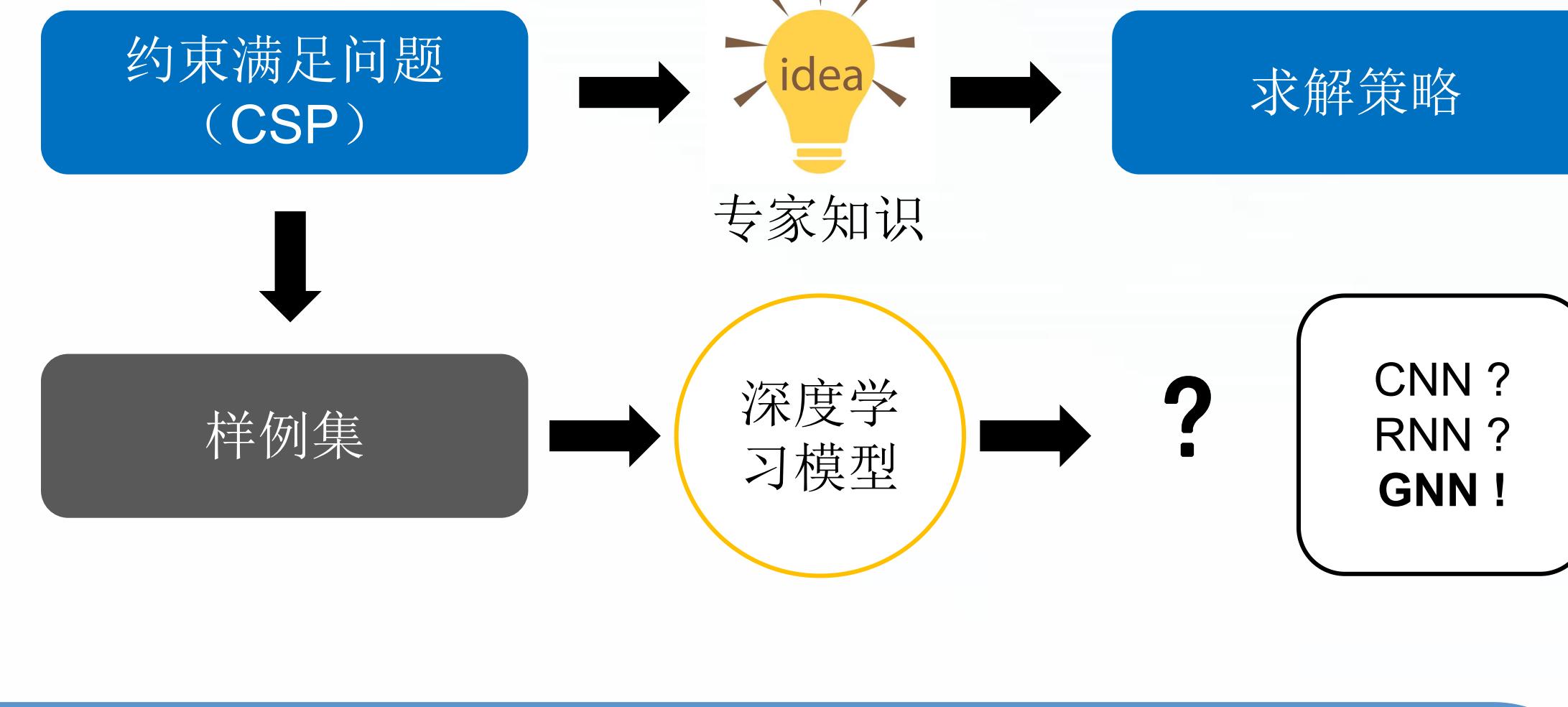
刘明昊, 张帆, 黄沛, 牛树梓, 马菲菲, 张健

Learning the Satisfiability of Pseudo-Boolean Problem
with Graph Neural Networks, CP 2020, pp.885-898

联系方式: 刘明昊(liumh@ios.ac.cn), 马菲菲(maff@ios.ac.cn)

研究背景

- 在为各种NP难的约束满足问题设计求解策略时, 一般需要融入大量专家知识。
- 能否利用深度学习从问题样例中自动发现有效的求解策略, 已得到广泛关注。
- 与传统的深度学习模型相比, 图神经网络(GNN)能更好地表示非欧结构数据。

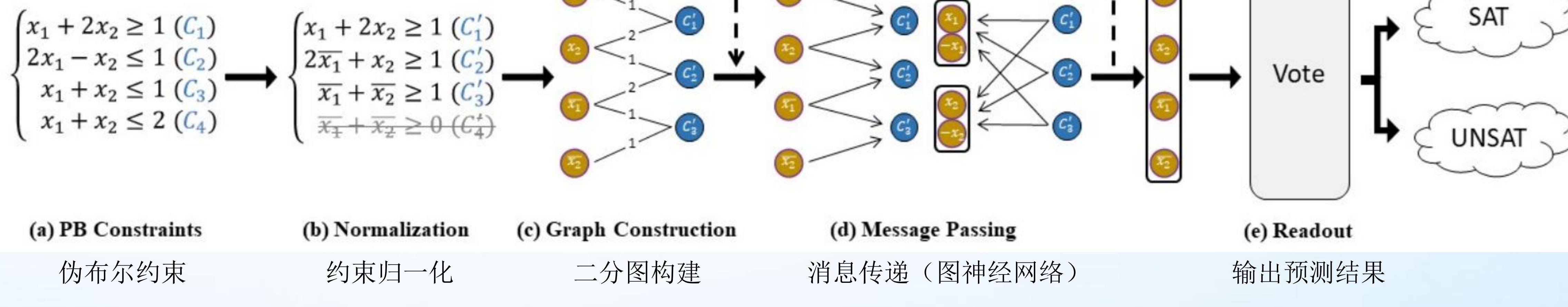


伪布尔问题

给定一组布尔变量 x_1, \dots, x_n 和一组线性不等式约束 $\{C_1, \dots, C_m\}$, 即 $C_j := \sum_{i=1}^n c_{ij}x_i \geq b_j$
(其中 c_{ij}, b_j

是整数问题已被证明是NP完全的, 可用于约

模型架构



(a) PB Constraints (b) Normalization (c) Graph Construction (d) Message Passing (e) Readout

伪布尔约束 约束归一化 二分图构建 消息传递 (图神经网络) 输出预测结果

实验结果

在两种不同分布的伪布尔问题上进行实验: 0-1背包问题和加权独立集问题。

问题样例为随机生成, 系数取值范围[1,100], 训练集包含10万个样例, 验证和测试集包含1万个样例。

如上表所示, 当 $n \leq 40$

时预测准确率高。模型学习到了与问题可满足性相关的特征。

如下表所示, 与另一个学习

SAT GNN

型NeuroSAT

可以实现更好的预测效果。

研究表明, GNN

数值信息的约束满足问题时

具有较大潜力。

Problem	#Variables			PB Cons.		Epochs	Accuracy	
	Train	Valid	Test	#Cons.	Length		Valid	Test
0-1KP	[3,10]	10	10	2.0	6.5	400	86.6%	86.1%
	[11,40]	40	40	2.0	25.5	400	87.3%	88.2%
	[41,100]	100	100	2.0	70.5	600	79.3%	79.5%
WIS	[3,10]	10	10	11.3	2.4	400	97.7%	97.9%
	[11,20]	20	20	59.3	2.2	400	92.1%	93.3%
	[21,30]	30	30	159.2	2.1	400	89.5%	88.9%
	[31,40]	40	40	309.3	2.1	600	86.0%	85.8%

Problem	PB-GNN				NeuroSAT			CPLEX Time
	#Var.	#Cons.	Acc.	Time	#Var.	#Clau.	Acc.	
0-1KP	5	2.0	89.7%	0.0462	35.4	137.6	74.0%	9.1191
	10	2.0	87.7%	0.0637	87.8	438.7	69.5%	10.7869
	15	2.0	86.1%	0.0785	142.4	774.7	62.8%	12.1947
	20	2.0	86.5%	0.0843	192.7	1084.5	63.7%	13.7513
	40	2.0	85.2%	0.1252	418.1	2502.8	—	29.9405
WIS	5	6.0	99.0%	0.2747	26.7	108.4	66.3%	15.1882
	10	23.5	96.4%	0.6946	65.5	345.1	51.0%	15.4741
	15	53.5	95.7%	1.3177	101.0	585.4	51.1%	17.2223
	20	95.9	92.5%	1.9140	136.3	836.2	51.4%	19.7416
	40	390.9	82.1%	5.0624	275.9	1958.4	—	49.6992
SR	[3,10]	46.8	95.8%	0.6619	[3,10]	46.8	95.5%	11.3243
	[11,40]	151.3	84.3%	2.4096	[11,40]	151.3	85.0%	15.7829