

用于项目生成的认知模型的构建与比较^{*}

——以矩阵完成问题为例

周 骏^{1,2},戴海琦²,徐淑媛²,康春花³

(1. 北京师范大学 认知神经科学与学习国家重点实验室,北京 100875;2. 江西师范大学 心理学院,南昌 330022;
3. 浙江师范大学 教师教育学院,金华 321004)

摘 要:项目生成是一种新的测验编制技术,它可以弥补传统测验编制技术的缺陷。使用该技术编制测验,要进行大量的前期工作,如必须要了解和归纳所编测验中项目的所有刺激特征,据此建立认知模型,再将认知模型与心理计量模型联合,构建能预测新生成项目难度的数学模型等。该研究以矩阵完成问题为例,在带约束的两参数 Logistic 模型的基础上,通过对构建的几个认知模型的比较,挑选合适的认知模型为矩阵完成问题的项目生成研究服务。研究结果表明,自建的认知模型能够满足矩阵问题项目生成的要求。

关键词:项目生成;认知模型;带约束的两参数 Logistic 模型

中图分类号:B841.2

文献标识码:A

文章编号:1003—5184(2010)03—0056—07

1 问题提出

二十世纪的大多数年份,测验方法和心理计量模型总的来说相对保持不变。但到了二十世纪八十年代,尤其是九十年代中后期,随着认知心理学与计算机技术的发展,测验和心理计量学理论(Psychometrics Theory)也迅速发展起来^[1,2]。计算机化自适应测验是当前测验领域中的前沿技术,但计算机化自适应测验需要一个大型多样题库,以便准确、有效地测量被试。传统的项目编写过程无法满足需要,手工编写项目速度慢,并且项目不合格率比较高^[3,5]。很大一部分项目要么不能符合标准,要么在实际预测当中不能获得充分的心理测量学特征,再者,研究者经常需要特定难度水平的项目,而项目编写者也难于做到这一点,并且在项目编写中,将刺激内容与心理计量属性相关联的信息很少^[10]。因此,客观实践要求发展项目生成技术。使用项目生成技术生成某类项目时,必须要了解和归纳该类项目的所有刺激特征,即认知模型,并将刺激特征与心理计量属性相关联,这样才能生成满足需求的项目^[6,7,9]。构建认知模型的目的是利用认知模型来建立数学模型,以便对新生成项目的难度进行预测。文中,研究者通过对矩阵完成问题的分析,构建了几

种将矩阵完成问题用于项目生成技术的认知模型,并在带约束的两参数 Logistic 模型基础上,对构建的认知模型进行了分析比较。

2 研究过程与方法

2.1 带约束的两参数 Logistic 模型简介

目前,有许多心理计量模型能将刺激特征与心理计量属性相关联,实现对认知加工变量的深入刻画,如:线性逻辑斯蒂克潜在特质模型,简记为 LL-TM,带约束的两参数 Logistic 模型(2PL—Constrained Model,简记为 2PL—C)等。这里简单介绍 Embretson 提出的模型:带约束的两参数 Logistic 模型,它既能预测设计原则对难度的影响,又能预测对区分度的影响。公式如下:

$$p(\theta) = \frac{\exp(\sum q_{ik} a_k (\theta_s - \sum q_{ik} b_k))}{1 + \exp(\sum q_{ik} a_k (\theta_s - \sum q_{ik} b_k))} \quad (1)$$

式(1)中, s 表示被试, i 表示项目, k 表示刺激特征, q_{ik} 表示在项目 i 上刺激属性 k 的得分, a_k 表示属性 k 在区分度上的权重, b_k 表示属性 k 在难度上的权重, θ_s 表示被试 s 的能力,其中 q_{ik} 相当于对项目区分度与难度的约束条件。Embretson 使用该模型编制了相应的程序,对矩阵完成问题的参数进行了估计,在该模型与其它模型的拟合检验研究中,显示

^{*} 基金项目:全国教育考试“十一五”科研规划课题(2006JKS3057),江西师范大学博士启动基金项目。

了一定的优势。鉴于篇幅原因,具体内容参见 Embretson1999 年的文章。

带约束的两参数 Logistic 模型有两种方法可以实现其构想:一种是先使用两参数 Logistic 测量模型估计出项目参数,然后将项目参数作为因变量,刺激特征作为自变量建立回归方程;还有一种方法是使用带约束的两参数 Logistic 模型编制程序,一次性估计出刺激特征与项目参数的权重,再将估出的项目参数和刺激特征权重整合建立数学模型。此研究中使用的是第一种方法。

2.2 构建的两种认知模型

矩阵完成问题的认知模型基于 Carpenter 等的矩阵加工理论^[4]。在该理论中,Carpenter 等人将影响矩阵问题的认知复杂性来源归纳为:目标管理能力和抽象能力。Embretson 发现对矩阵项目而言,即便是具有相同的规则数量和规则类型项目,在基本的知觉属性(绘图特征)上仍有差异,这些属性会影响项目的生成^[7,8]。Embretson 概括出三个视知觉变量(绘图特征)分别是:覆盖、融合、变形。Embretson 将影响矩阵问题难度的不同认知复杂来源分别与视知觉变量结合,提出了两个认知复杂来源(目标管理、抽象)的认知模型;刘声涛等通过对标准瑞文推理测验中矩阵问题的绘图特征分析,提出的关于矩阵问题绘图特征的认知模型^[11,12]。研究在建立矩阵问题的认知模型时,以刘声涛等提出的视知觉变量认知模型为基础,将视知觉变量认知模型与 Carpenter 等构建的矩阵加工理论整合在一起,形成新的认知模型。在整合过程中发现有些视知觉属性与矩阵加工理论涉及的能力有重复,如图块整体布局与目标管理有重复,再有题序因子作为绘图特征也不是很合适,故此删除了图块整体布局和题序因子,再有维度方面的大小和形状有重叠,删除了大小维度,增加了填充。变化维度包含:方向、形状、数量、位置、填充等,图块繁简度内容不变。构建的认知模型如表 1 所示。

表 1 两种认知模型

名称	变量
认知模型 I	目标管理、抽象、覆盖、融合、变形
认知模型 II	目标管理、抽象、图块繁简度、变化维度

研究中,针对表 1 提出的两种认知模型,使用双参数

Logistic 测量模型整合建立数学模型,并对建立的数学模型进行比较验证,以探明哪种认知模型建立的数学模型对项目难度因素,以及区分度因素有较强的预测能力。

2.3 测试材料与对象

瑞文高级推理测验是由一系列矩阵完成问题组成,并且通常被认为是分析智力的典型测量工具,因此选用瑞文高级推理测验作为测试材料。

瑞文高级推理测验分为 I 和 II 两套。第 I 套 12 个项目,第 II 套 36 个项目。第 I 套测验经常是作为练习和大致估计被试能力的测验,被试通过知觉基础的解题规则就能解决 I 套的大部分项目,这些项目包括:线条的延长、图形的填补等。第 II 套主要由分析性策略的项目构成。由于知觉基础的解题规则不是影响项目难度的主要因素,因此,这里没有对被试施测第 I 套测验。

选取 284 名江西某高校在校大学生作为被试,他们参加了公共心理学的学习。给被试施测第 II 套瑞文高级推理测验,测验共 36 题,测试时间 45~50 分钟。测试时发放的 284 份试卷全部收回。其中男生 110 名,女生 174 名;试卷全部有效。

2.4 分析工具

江西师大测量中心编制软件 ANOTE,SPSS11.0 For Windows 分析软件等。

3 研究结果与分析

3.1 根据两种认知模型的假设给变量赋值

项目生成中,构建认知模型的目的是利用认知模型来建立数学模型,以便对新生成项目的难度进行预测。建立数学模型的第一步就是根据认知模型中涉及的变量对每一个矩阵项目赋值,下面按认知模型 I 和认知模型 II 分别给瑞文高级推理中的矩阵项目赋值。

3.1.1 认知模型 I 的赋值

该模型涉及 5 个变量分别是:目标管理、抽象、覆盖、融合、变形等。Embretson 将目标管理和抽象称为认知变量;覆盖、融合、变形称为视知觉变量。其中目标管理与每个项目使用的规则数对应,大部分矩阵项目的解题规则可以从 Carpenter 等研究的附录中得到^[4]。抽象与发现项目中图形的对应关系相对应,换句话说,抽象是指在解决矩阵问题时被试不能通过感知觉器官找出项目中图形的对应关系。

在 Carpenter 等研究的附录中,发现研究者并没有给第 II 套瑞文高级推理测验中的所有 36 个矩阵完成项目都列出规则,说明 Carpenter 等人虽然概括归纳出 5 个矩阵问题的解题规则,但并不意味着这 5 个解题规则对第 II 套测验的所有 36 个项目都适用,有 11 个项目没能给出解题规则。为了便于认知模型的比较检验,在用认知模型 II 对变量赋值时,也没有对这 11 题进行赋值。

对于覆盖、融合、变形等视知觉变量(绘图特征)的具体赋分方法如下:

覆盖:一个单元块上的对象被一个以上的对象覆盖,记为 1,否则为 0(如:单元块中只有一个对象,或对象肩并肩的情况)。

融合:一个单元块的多个对象被感知为一个更大的对象

时,记为 1,否则为 0。

变形:如果相对应的对象形状发生变化时(如扭曲),记为 1,否则为 0。

利用这些可操作的方法,对第 II 套瑞文高级推理测验中的矩阵完成项目进行赋值,结果见表 2。

表 2 认知模型 I 对瑞文测验矩阵完成项目的刺激特征赋值

题号	认知变量		视知觉变量			题号	认知变量		视知觉变量		
	目标管理	抽象	覆盖	融合	变形		目标管理	抽象	覆盖	融合	变形
1	3	0	1	0	0	17	2	1	0	0	1
3	2	0	1	0	0	22	3	0	1	0	0
4	2	0	1	0	0	23	4	0	1	0	0
5	2	0	1	0	0	26	2	1	0	0	1
6	2	0	0	0	1	27	2	1	0	0	1
7	1	0	1	0	0	29	3	1	0	0	1
8	2	0	1	0	0	31	4	1	0	1	0
9	2	0	1	0	0	32	4	1	0	1	0
10	2	0	1	0	0	33	2	1	0	1	0
12	1	0	1	0	0	34	4	1	0	0	1
13	3	0	1	0	0	35	4	1	1	0	0
14	2	0	0	1	0	36	5	1	0	0	1
16	1	0	1	0	0						

根据认知模型 I 中涉及的刺激特征变量对矩阵项目的各种属性变量赋值。在被赋值的 25 个项目中,有 84%的矩阵项目涉及两个以上的规则,40%的项目涉及抽象对应;视知觉变量(绘图特征)上涉及覆盖的矩阵项目占 56%,其他两个变量分别占 16%和 28%,由于视知觉变量(绘图特征)是 Embretson 根据瑞文测验中的矩阵问题归纳总结出来,因此,在视知觉变量上三种绘图特征的比例不会平均分配,涉及覆盖特征的矩阵项目比较多,涉及其他两种特征的项目相对比较少。

3.1.2 认知模型 II 的赋值

该模型涉及 4 个变量:目标管理、抽象、图块繁简度、变化维度等。认知变量(目标管理、抽象)赋值方法不变,视知觉变量(图块繁简度、变化维度)采用如下方法赋值。

图块繁简度:图块指每一测验项目中的各个单元图形,瑞文测验中每一个项目含有数目 1 至 8 个不等的图块。图块繁简度即指图块中的基本元素数量的多寡及基本元素组合方式的复杂程度。瑞文测验的图块中的基本元素包括点、线、圆、三角形、斜条纹等。图块繁简度可分为 4 个层次,分别赋值 1,2,3,4;所赋数值越大表示繁简度越大。

1 为单种或多种元素平铺。指整个项目中含有的基本元

素均匀分布。

2 为多元素两两简单组合。指整个项目中含有多种不同的基本元素,但其中的每个图块只由两种基本元素简单组合而成。

3 为多元素多重简单组合。指整个项目含有多种基本元素,其中至少有 1 个图块由 2 种以上基本元素简单组合。

4 为多元素复杂组合。指整个项目中含有多种基本元素且图块由基本元素复杂组合。所谓复杂组合指不同元素的重叠、交叉等组合形式。

变化维度数:在瑞文测验中,图块间可能会有方向、形状、数量、位置、填充等形式的变化。变化维度数指项目图块间发生了几种形式的变化。分别赋值 0,1,2,3,4,5。0 表示没有维度变化;1 表示有 1 个维度的变化;2 表示有 2 个维度的变化;3 表示有 3 个维度的变化;4 表示有 4 个维度的变化;5 表示有 5 个维度的变化。

采用认知模型 II 对矩阵项目赋值时,发现在矩阵问题中有 84%的项目是由多个图元对象组成,有至少一个维度变化的项目占 80%,说明这种对矩阵问题的归纳能涵盖大部分的矩阵项目。

表 3 认知模型Ⅱ对瑞文测验矩阵完成项目的刺激特征赋值

题号	认知变量		视知觉变量		题号	认知变量		视知觉变量	
	目标管理	抽象	图块繁简度	变化维度		目标管理	抽象	图块繁简度	变化维度
1	3	0	2	2	17	2	1	1	2
3	2	0	2	1	22	3	0	2	0
4	2	0	3	2	23	4	0	4	0
5	2	0	2	2	26	2	1	1	2
6	2	0	1	2	27	2	1	1	2
7	1	0	2	0	29	3	1	3	2
8	2	0	2	2	31	4	1	3	2
9	2	0	2	2	32	4	1	3	1
10	2	0	2	1	33	2	1	2	2
12	1	0	3	0	34	4	1	2	3
13	3	0	2	2	35	4	1	2	3
14	2	0	2	1	36	5	1	3	2
16	1	0	2	0					

3.2 双参数 logistic 模型参数估计结果

对项目参数(区分度、难度)的预测,使用 2PL—Constrained 测量模型来建立。即,将双参数 logistic 模型估计难度、区分度等参数分别作为因变量,认知模型涉及的变量为

自变量,进行回归再进一步用回归分析方法估计各认知分量参数。使用 ANOTE 程序的双参数模块估计瑞文测验的项目参数,项目参数的估计结果见表 4。

表 4 矩阵项目双参数估计结果

项目	区分度	难度	卡方值	项目	区分度	难度	卡方值
1	0.993	−2.0433	3.5748	19	0.624	−0.8597	2.9117
2	0.9072	−1.7932	2.1682	20	0.6371	−2.0659	5.6506
3	1.45	−1.9651	10.3046	21	0.3383	−1.4342	14.1535
4	0.5774	−3.4911	3.7962	22	0.9106	−1.078	1.3853
5	0.857	−2.0101	1.7014	23	0.6159	−1.2227	5.3988
6	1.4299	−2.3993	6.032	24	0.6535	−1.1826	9.3236
7	0.7295	−2.6266	11.2872	25	0.8213	−0.645	5.1317
8	1.065	−1.6178	2.2782	26	0.351	−0.0776	4.0653
9	1.9811	−1.661	8.7445	27	0.4949	0.951	15.4137
10	0.5665	−2.1847	6.3133	28	0.1187	2.9194	86.9578**
11	1.7359	−1.8972	10.2653	29	0.2251	2.6021	2.8058
12	0.5377	−3.7917	1.5999	30	0.4206	−0.4611	5.512
13	0.4793	−1.4071	8.7795	31	0.586	−0.5009	3.8577
14	0.8179	−2.4387	1.4292	32	0.7782	0.0048	7.8089
15	0.4491	−1.5922	1.6713	33	0.2455	−0.4366	10.8331
16	1.1213	−1.5526	2.5899	34	0.5547	−0.2397	3.3188
17	0.7069	−1.2108	3.9305	35	0.7602	−0.4116	9.0135
18	0.624	−0.8597	2.9117	36	0.3138	1.9319	5.1313

使用双参数模型估计测验数据,拟合检验结果显示只 1 个矩阵项目不拟合模型。从双参数模型估计的参数结果看,矩阵项目区分度在区间(0.2,1.2)之间,区分度平均数 0.736,标准差 0.408;难度集中在区间(−2.6,0.5)之间,难度平均数−1.07,标准差 1.454。

3.3 两种认知模型在 2PL—C 心理计量模型上的比较

使用 ANOTE 双参数模块估计的难度参数,以及两种认知模型给矩阵项目属性的赋值得分作为计

算数据。删除 1 个不拟合双参数模型矩阵项目,然后与赋值后的矩阵项目配对,这样参加计算的矩阵项目共有 25 个。使用分层回归分析方法,分别检查每个认知模型中变量对项目难度的影响。具体做法为:将项目难度作为因变量,项目的认知变量和知觉变量的得分作为自变量,分层时认知变量先进入回归模型(回归模型 1),视知觉变量作为预测变量随后进入回归模型(回归模型 2)。回归模型 2 中包含

了回归模型 1 的所有变量,结果表 5 所示。

表 5 两种认知模型建立的回归模型决定
系数表(2PL-C 模型区分度回归)

模型	认知模型 I		认知模型 II	
	R	R ²	R	R ²
回归模型 1	0.52	0.27	0.52	0.27
回归模型 2	0.522	0.272	0.614	0.377

表 6 对两种认知模型构建的回归模型的检验
(2PL-C 模型区分度回归)

模型	认知模型 I		认知模型 II	
	F		F	
回归模型 1	4.071*		4.071*	
回归模型 2	1.42		3.029*	

表 5 和表 6 显示的是以双参数心理测量模型估计的项目区分度为因变量,两种认知模型的认知变量为自变量的分层回归结果表。

在对回归方程检验中,发现两个认知模型使用认知变量建立的回归方程 1 中在 0.05 水平都有效;当知觉变量加入计算后,只有认知模型 II 是显著的(由 27% 提高到 37.7%)。但总的来说,两个认知模型对因变量区分度变异的解释还是比较少,说明还有其他没有考虑到的重要因素在影响区分度。

表 7 两种认知模型的回归估计
(2PL-C 模型区分度回归系数)

变量	认知模型 I		认知模型 II	
	B	t	B	t
认知变量				
目标管理	-0.028	-0.113	0.051	0.205
抽象	-0.557	-1.574	-0.685	-2.98*
记忆负荷				
视知觉变量				
覆盖	-0.065	-0.137		
融合	-0.019	-0.064		
变形	0.008	-0.02		
图块繁简			-0.224	0.326
变化维度			0.241	0.32

表 7 列出了两种认知模型所建区分度回归方程的标准回归系数 B 和 t 值。从结果看,所有认知模型所建回归方程的标准回归系数,除认知模型 II 中有一个显著外,其余标准回归系数都不显著。

在对新生成矩阵项目属性的预测时,通常用同一个认知模型根据不同因变量建立不同的回归方程来分别预测项目的不同属性。在以项目区分度为因变量建立回归方程时,只有认知模型 II 建立的回归方程有效,因此,在以难度因变量建立回归方程时,着重介绍在认知模型 II 基础上建立关于项目难度的回归方程,认知模型 I 与难度建立的回归方程也一并列出作为参考。

表 8 两种认知模型建立的回归模型决定

系数表(2PL-C 模型难度回归)

模型	认知模型 I		认知模型 II	
	R	R ²	R	R ²
回归模型 1	0.82	0.672	0.82	0.672
回归模型 2	0.845	0.715	0.826	0.682

表 9 对两种认知模型构建回归模型的检验
(2PL-C 模型难度回归)

模型	认知模型 I		认知模型 II	
	F		F	
回归模型 1	22.55**		22.55**	
回归模型 2	9.517**		10.732**	

表 8 和表 9 显示了对回归方程的检验和难度参数为因变量所做分层回归的决定系数表,表 9 结果表明,两种认知模型与难度建立的回归方程都有效。从总体上看,两个认知模型建立的回归方程都能较好地预测难度,且对难度的预测能力差不多。

表 10 两种认知模型的回归估计
(2PL-C 模型难度回归系数)

变量	认知模型 I		认知模型 II	
	B	t	B	t
认知变量				
目标管理	0.297	1.926 ⁺	0.339	1.903 ⁺
抽象	0.562	2.538*	0.688	4.19**
记忆负荷				
视知觉变量				
覆盖	0.137	0.462		
融合	0.022	0.116		
变形	0.306	1.282		
图块繁简			-0.082	-0.517
变化维度			-0.128	-0.761

注: * = p<0.05; ** = p<0.01; + = p<0.10

表 10 结果显示,两种认知模型建立的回归方程,在认知变量的标准化回归系数基本上都显著,只是目标管理的显著性表现在 0.10 水平上。在知觉属性变量上没有发现有显著性表现的成分。

4 讨论与结论

在以 2PL-C 为基础的认知模型比较研究中,由于在对项目区分度预测中,只有认知模型 II 建立的回归方程有效,故着重说明使用认知模型 II 建立对项目难度的回归方程。在对区分度预测时,虽然认知模型 II 建立的方程有效,但对于区分度参数的预测表现并不是很好,只是解释了总变异的 37.7%。两种认知模型对区分度的预测都不理想,说明可能还没有找到能很好表征区分度的变量。在

预测难度的能力方面两个认知模型表现均不错。

如果要进行矩阵问题的项目生成研究,在认知模型选择上,建议选择认知模型Ⅱ(目标管理、抽象、图块繁简度、变化维度)可能会比较稳妥。因为在矩阵完成的项目生成研究中,项目结构模型的构建是以认知模型为基础的,并据此来设计矩阵问题的项目生成算法。虽然,Embretson 归纳的视知觉属性变量(覆盖、融合、变形)的概括性比较高,但不是很好操作,因为设计有变形和融合等属性的项目生成算法也比较麻烦;认知模型Ⅱ的视知觉属性变量(图块繁简度、变化维度)基本上能够涵盖矩阵问题的特征,在操作性以及项目生成算法的设计中显得比较简单。这个研究结果不是一个最后的结论,对于验证矩阵问题的认知模型来说,它是一个良好的开端,以后研究应针对构建怎样的认知模型才能增加对区分度的预测。

参考文献

- 1 Bejar I I. Generative testing: From conception to implementation. In: Irvine S H, Kyllonen P C. Eds. Item generation for test development. Hillsdale, NJ: Erlbaum, 2002: 199—2182.
- 2 Bennett R E. Using new technology to improve assessment Educational Measurement: Issues and Practice, 1999, 18(3): 5—12.
- 3 Hambleton R K. Theory, methods, and practices in testing for the 21st century. Psicothema, 2004, 16(4): 696—701.
- 4 Carpenter P A, Just M, Shell P. What one intelligence test measures: A theoretical account of processing in the Raven Progressive Matrices Test. Psychological Review, 1990, 97: 404—431.
- 5 Embretson S, Yang X. Automatic item generation and cognitive psychology. In: Rao C R, Sinharay S. Eds. Handbook of Statistics: Psychometrics. Elsevier, 2007, 26: 747—768.
- 6 Embretson S E. A cognitive design system approach to generating valid test: Application to abstract reasoning. Psychological Methods, 1998, 3(3): 380—396.
- 7 Embretson S E. Cognitive test design systems: Application to abstract reasoning. Paper presented at the 1995 annual meeting of the American Educational Research Association, San Francisco, CA, 1995.
- 8 Embretson S E. The role of working memory capacity and general control processes in intelligence. Intelligence, 1995, 20: 169—189.
- 9 Embretson S E. Generating items during testing: psychometric issues and models. Psychometrika, 1999, 64(4): 407—433.
- 10 Embretson S E. Construct validity: Construct representation versus nomothetic span. Psychological Bulletin, 1983, 93: 179—197.
- 11 戴海琦, 刘声涛. 瑞文测验项目认知难度因素分析及 LLTM 拟合验证. 心理与行为研究, 2004, 2(2): 411—414.
- 12 周骏, 戴海琦, 等. 基于认知理论的测验编制技术——项目生成. 心理学探新, 2007, 27(4): 64—68.

The Construction and Compares of Cognitive Models for Item Generation

——Taking the Matrix Completion Problems for Example

Zhou Jun^{1,2}, Dai Haiqi², Xu Shuyuan², Kang Chunhua³

(1. State Key Laboratory of Cognitive Neuroscience and Learning, Beijing Normal University, Beijing 100875;

2. School of Psychology, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022;

3. Teacher's Education College, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004)

Abstract: Item generation is a new test construction technology, which can make up for the technical defects of the traditional test construction. To use this technology to construct test, it is necessary to do a lot of preparatory work, such as the need to understand and summarize all stimulus characteristics of the items in test, to establish cognitive models accordingly, then to building mathematical models which can predict the difficulty of each generated item by unifying cognitive models with psychometric ones, and so on. Taking the Matrix Completion Problems for example, the research would serve to generate items, by comparing cognitive models to select a suitable one, on the basis of the 2PL—constrained model. The results showed that the self—built cognitive model could meet the requirements of the item generation of Matrix Completion Problems.

Key words: item generation; cognitive model; 2PL—constrained model