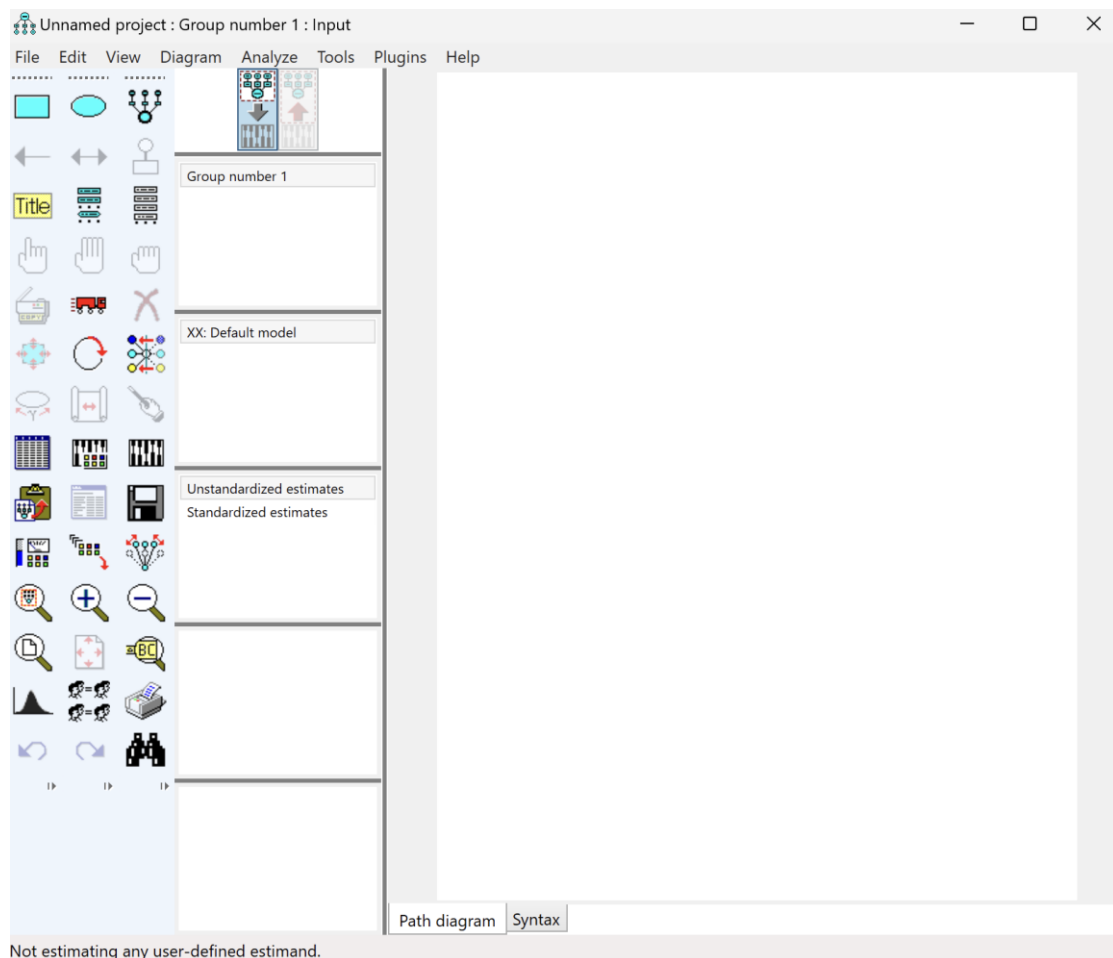


1. 概述

本节以 Amos 软件演示结构方程模型的应用。与其他的结构方程软件（如 Lisrel、Mplus 等）相比，Amos 最大的优势之一是提供了一个直观的图形用户界面，允许用户通过拖放的方式构建模型，几乎不需要编写任何代码。这使得模型的创建和修改变得简单，即使对于新手也容易上手。本节所使用的数据文件为 sem.csv，它包含 X1–X14 共计 14 个变量。X1–X4 是用于测量社区“环境特色”的观察指标；X5–X8 是用于测量社区“安全感”的观察指标；X9–X12 是用于测量社区“归属感”的观察指标；此外，X13–X14 是两个最终未被使用的指标，它们本拟被作为“环境特色”的观察指标，但因为数据质量偏低而被放弃。




2. 操作步骤

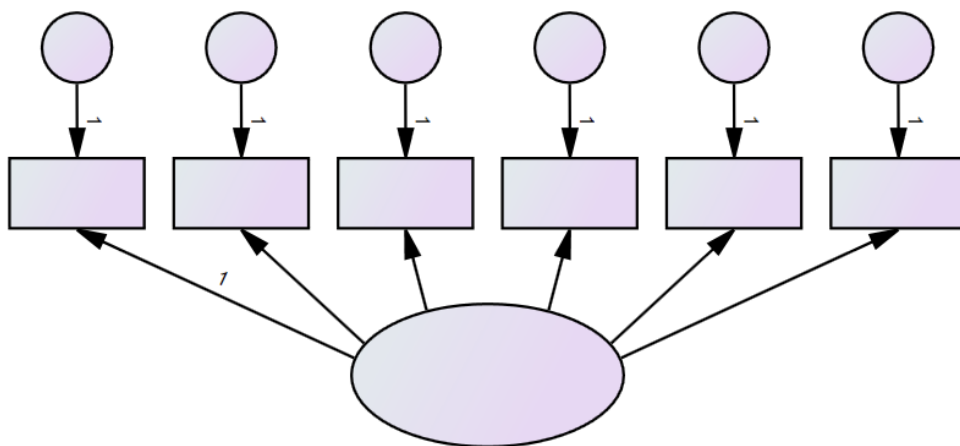
在程序中打开 Amos Graphics，启动 Amos 的模型编辑器，你会看到一个空白的图形界面，如下图所示。




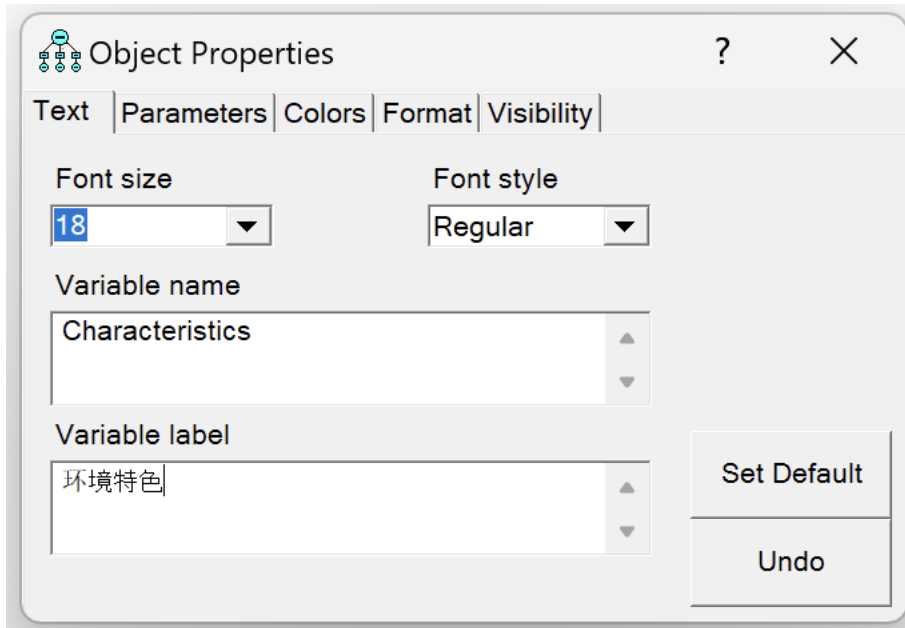
Amos 软件的左侧有一系列的工具图标，绝大多数的操作都可以使用这些图标来完成。为了提高效率，我们将跳过对这些工具图标的逐一介绍，而是通过“即时学习”、“按需学习”的方式，根据操作步骤的需要，介绍最常用的工具。在每次使用到一个工具时，请将鼠标悬停在工具上，Amos 会提示该工具的使用说明，利用这种方法不难理解每个工具的用法。


2.1 单一潜变量的验证式因子分析

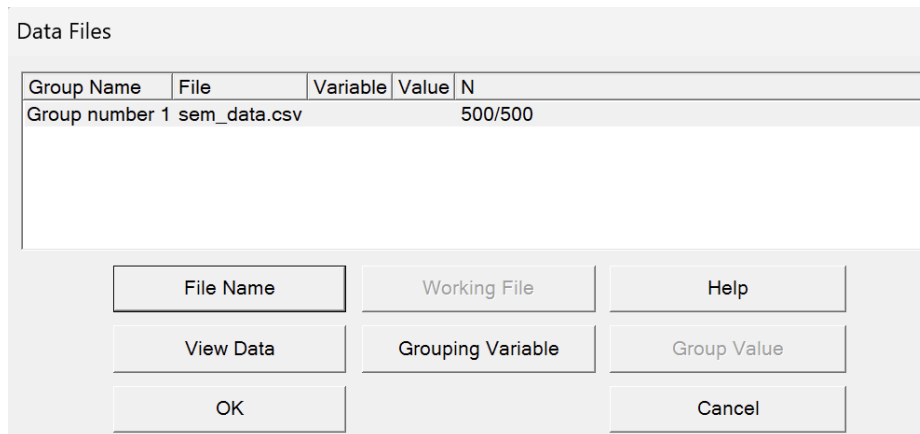
点击  工具（第 1 行、第 1 列），此时该工具的背景灰色变为蓝色（），表明该工具处于选中状态。在模型绘图区的空白处拖出一个椭圆形，这即是我们需要分析的单个潜变量。然后，选中  工具（第 1 行、第 3 列），在刚刚拖出的椭圆形在连续点击 6 次，可以看到，每次点击时，该椭圆形的上方都会增加一个由方框、正圆形、箭头构成的组合，即为该潜变量增加一个可观察指标，以及相应的误差项。该步骤完成后的模型如下图所示。




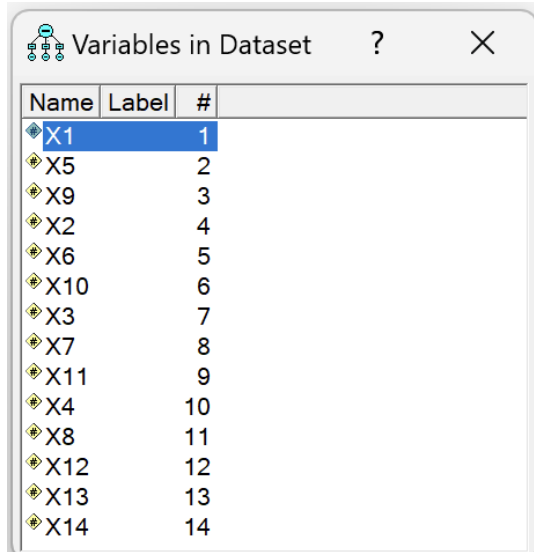
取消  工具的选中状态（再次点击该工具图标即可取消选中），确认鼠标指针变为箭头。然后双击图中的椭圆，对该潜变量的属性进行编辑，如下图所示。在“Variable name”中填入该潜变量的英文名“Characteristics”，这里不能使用中文，否则将报错；然后在“Variable Label”中填入该潜变量的显示标签“环境特色”，这里可以使用中文。



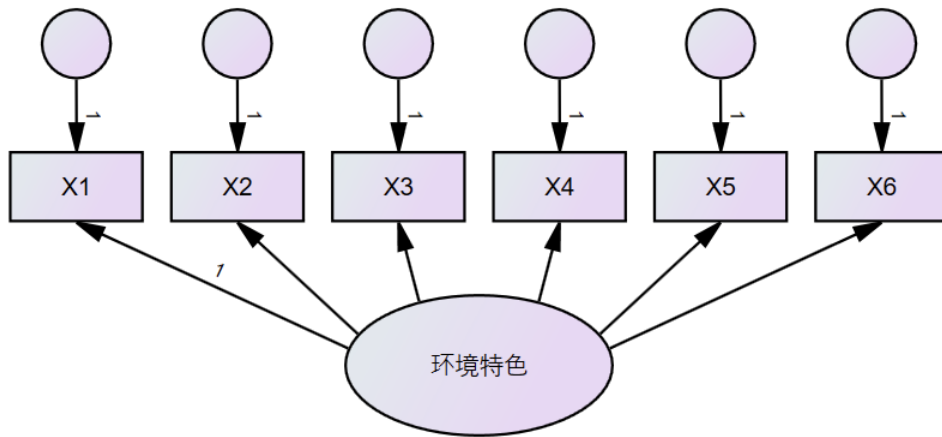
点击  工具（第 8 行、第 1 列），打开“Data Files”对话框。在对话框中点击“File Name”按钮，定位到本案例数据的保存位置，点击“Open”后打开该数据。注意，Amos 默认读取的是 SPSS 中的“.sav”格式数据文件。如果要打开“.csv”格式的数据文件，需要在文件类型下拉列表中选择“Text (*.txt; *.csv)”。读取数据后，对话框将显示数据的样本量，如下图所示。图中的“500/500”表示数据中共有 500 个样本，所有样本均没有缺失值。点击“OK”关闭对话框。



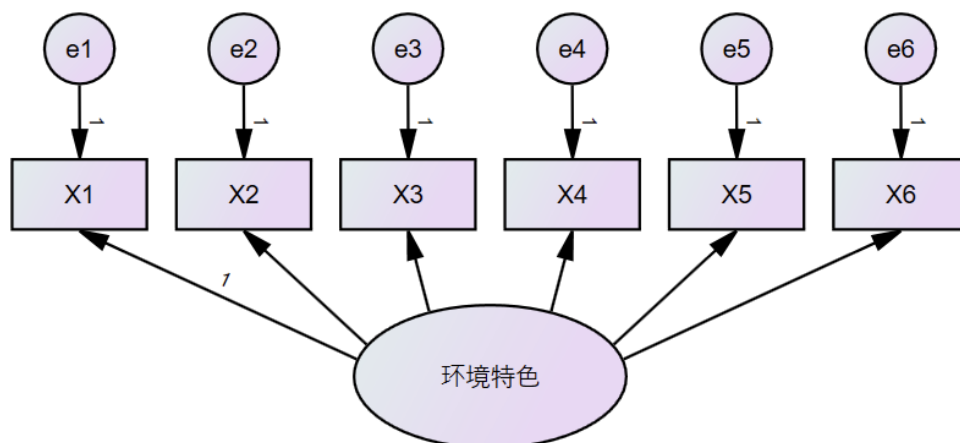
点击  工具（第 3 行、第 3 列），打开“Variables in Datasets”对话框，这里显示了上面读取的数据中所有的变量，如右图所示。选中 X1，将其拖入模型中左起第 1 个矩形框内，即将该观察变量设置为 X1。我们也可以使用上面设置潜变量的方法，手动编辑该变量的“Variable Name”，但要保证其与数据中的变量完全一致，所以更建议采用拖拽的方式。使用这种方式，完成所有观察变量的设置，如下图所示。




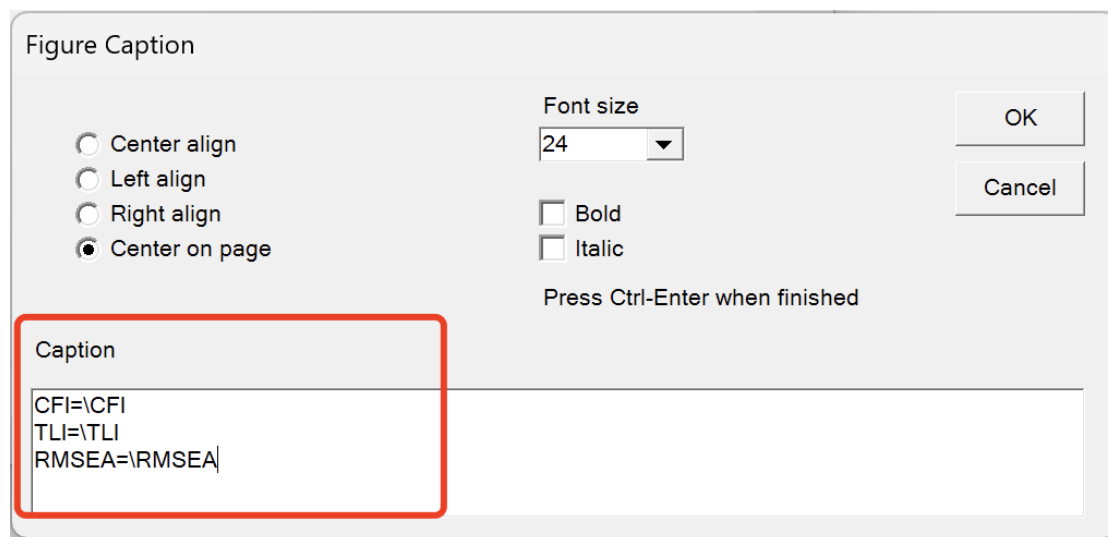
Name	Label	#
X1		1
X5		2
X9		3
X2		4
X6		5
X10		6
X3		7
X7		8
X11		9
X4		10
X8		11
X12		12
X13		13
X14		14



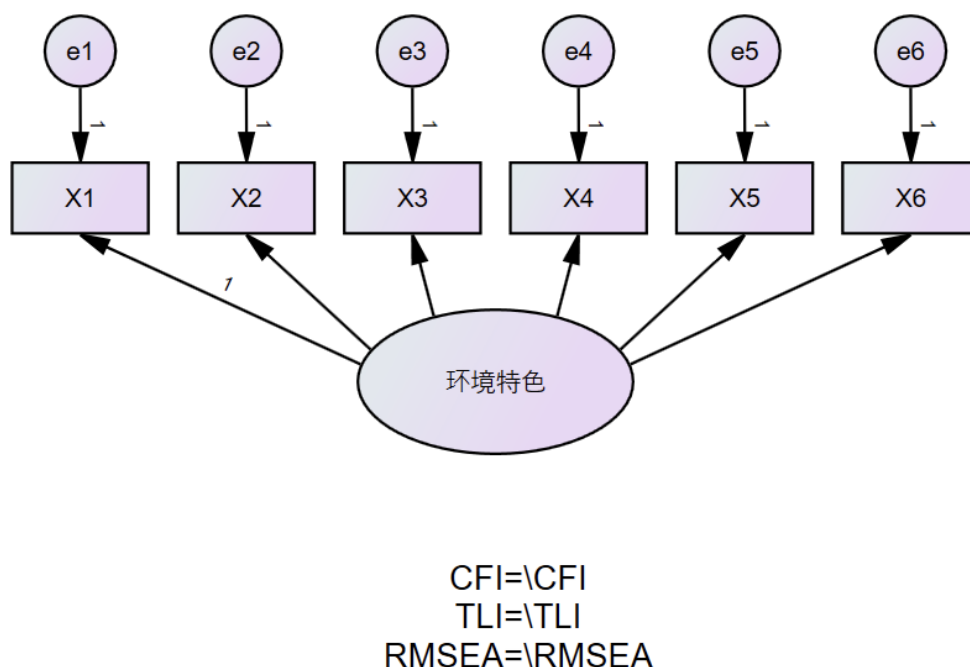
我们已经设定了潜变量和可观察变量，还需要设置 6 个误差项（正圆形）的变量名。对此，我们可以使用 Amos 自带的插件。在菜单栏中依次选择“Plugins → Name Unobserved Variables”，所有的误差项将被自动命名，如下图所示。




选中  工具（第 3 行、第 1 列），在已绘制的模型下方单击，打开“Figure Caption”对话框，为模型增加注释。在“Caption”中输入“CFI=\CFI”、“TLI=\TLI”、“RMSEA=\RMSEA”这三行内容。其中，等号左边的 CFI、TLI、RMSEA 是所见即所得的普通字符串，而等号右边的\CFI、\TLI、\RMSEA 是转义字符串，是 Amos 内部保留的指标名称，在模型估计完成后，它们将显示为具体的指标值。

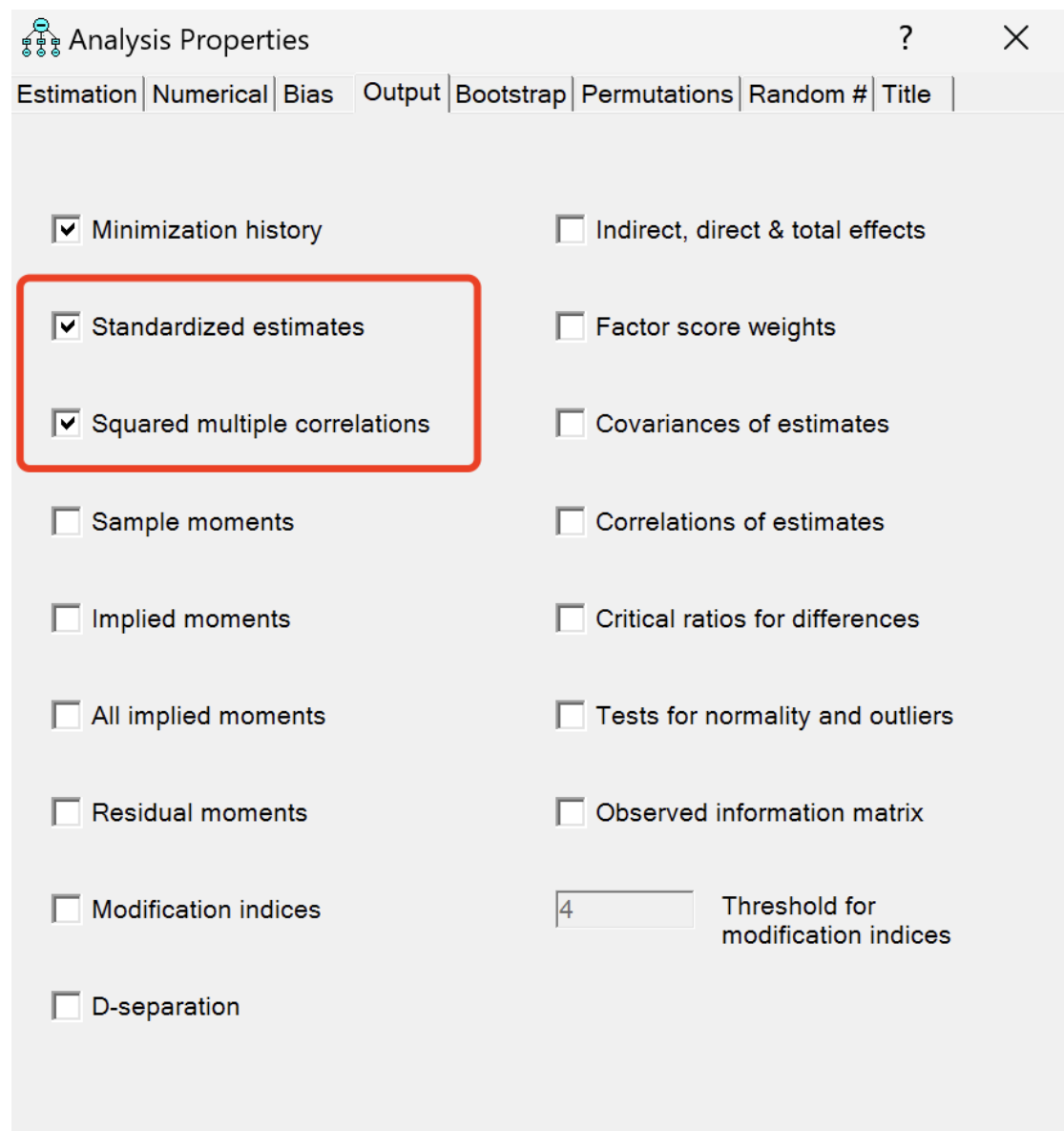



点击“OK”完成设定，此时的绘图区将呈现模型和注释，如下图所示。

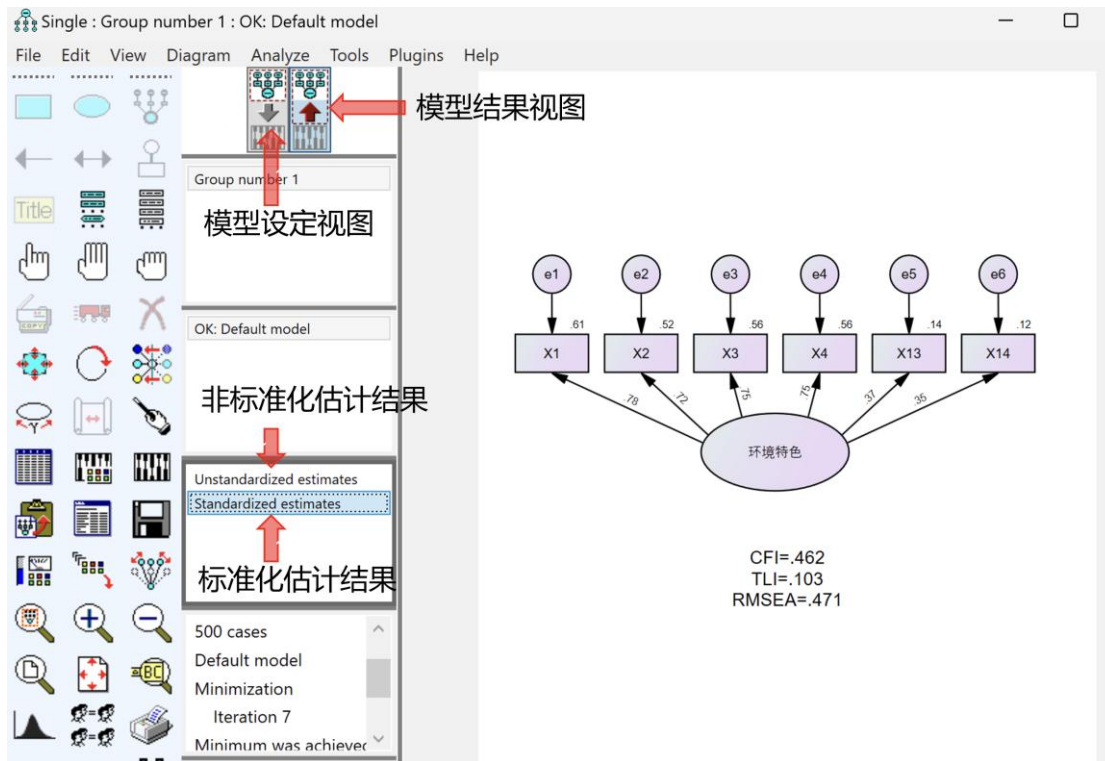


点击  工具（第 8 行、第 2 列），打开“Analysis Properties”对话框，在“Output”选项卡中勾选“Standardized estimates”和“Squared multiple correlations”，



即要求 Amos 估计标准化系数和 SMC，如下图所示。设置完成后，点击右上角的叉号，关闭对话框。

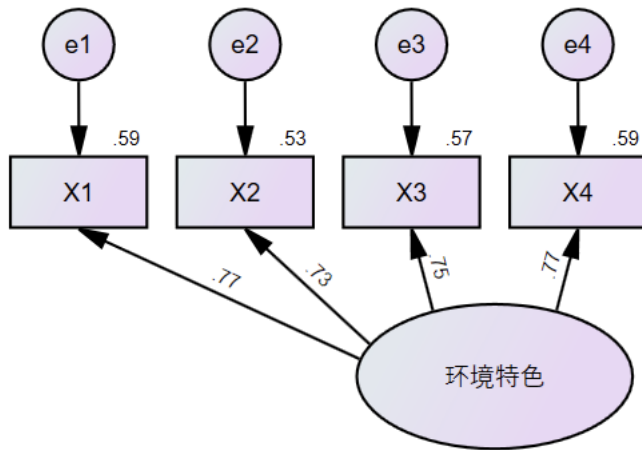


点击  工具（第 8 行、第 3 列），执行模型估计。对于新建构、尚未保存的模型，Amos 将弹出模型保存对话框，我们选择合适的路径将其保存。Amos 的估计结果如下图所示。需要注意的是：（1）Amos 会报告两种估计结果，即非标准化估计结果和标准化估计结果，我们一般使用标准化估计结果，请注意切换；（2）我们之前在模型建构阶段一直处于模型设定视图，而 Amos 在估计完成后自动切换至模型结果视图，此时，许多与编辑相关的工具图标呈现灰色不可用的状态，如果想对模型进行修改，则需要再次切换回到模型设定视图。



上图中，由椭圆指向矩形的箭头上报告的即是可观察变量的标准化载荷系数，而矩形右上方报告的即是可观察变量的 SMC。可以看到，X13、X14 的标准化载荷系数及 SMC 都过低，不符合收敛效度的相关要求。因此，我们将删除这两个可观察变量，再重新估计模型。

将视图切换回模型视图，然后选中  工具（第 5 行、第 3 列），依次在 X13、X14、e5、e6 这 4 个变量上单击，实现删除。再次点击  工具，重新估计模型，结果如下图所示。此时，各个可观察变量的标准化载荷系数和 SMC 都符合要求，下方的 CFI、TLI、RMSEA 这三个拟合优度指标也令人满意。



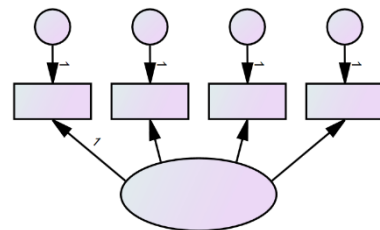
CFI=.992
 TLI=.976
 RMSEA=.078


至此，我们就完成了单个潜变量的验证式因子分析。我们确认了可以使用 X1、X2、X3、X4 这四个指标对环境特色这一潜变量进行测度。

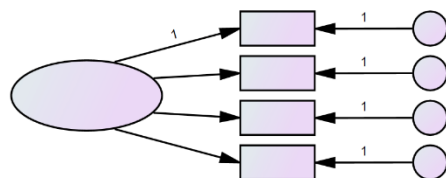
2.2 完整的测量模型




在结构方程模型实务中，我们一般需要对每个潜变量执行上述的验证式因子分析，然后再呈现完整的测量模型。本小节中，我们将建构一个完整的测量模型。

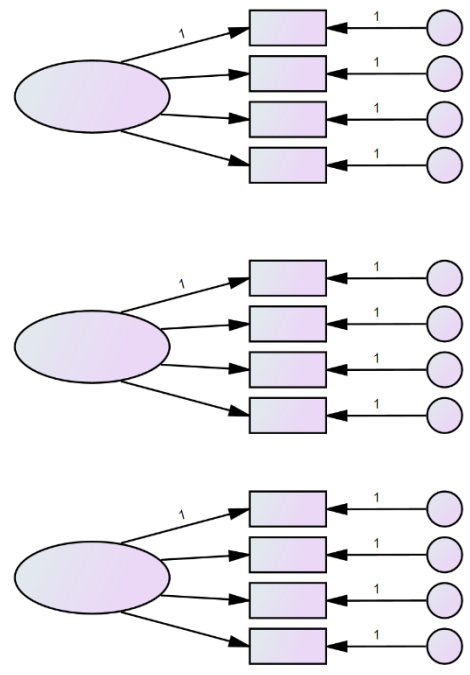
在菜单栏中选择“File → New”，创建一个新的模型文件。首先用上一小节的方法，绘制出一个由 4 个可观察变量测度的潜变量，如右图所示。



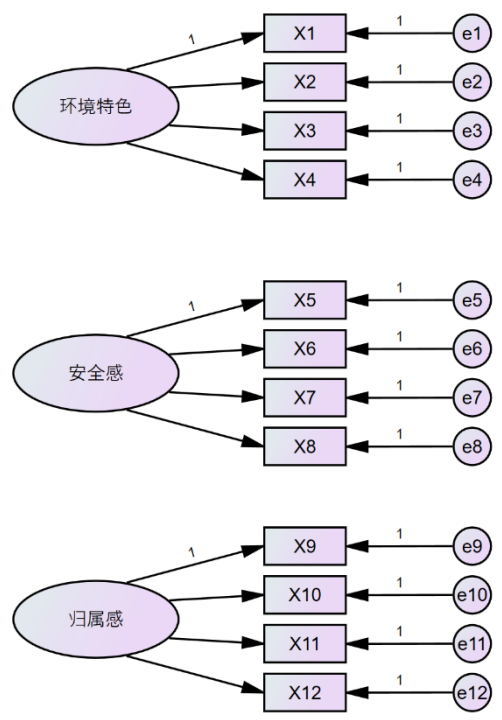
为了便于构图，我们把可观察变量的位置从潜变量的上侧转移至右侧。为此，选中  工具（第 6 行、第 2 列），在椭圆形上单击，即可实现顺时针 90 度旋转，如右图所示。进一步单击，还可依次将可观察变量旋转至潜变量的下侧、右侧，直至回到上侧。







单击  工具（第 4 行、第 2 列），画面中的所有元素将会被全选，被选中的元素呈蓝色高亮。然后单击  工具（第 5 行、第 1 列），向下拖移复制，得到 2 个额外的副本，每个副本均是一个椭圆潜变量+4 个矩形可观察变量+4 个正圆形误差项+相应箭头的组合。注意在拖移复制时按下 Shift 键，可以锁定新副本在水平方向的位置，使路径图更为整齐。复制完成后，单击  工具（第 4 行、第 3 列）取消一切选择，此时的蓝色高亮将消失，如右图所示。

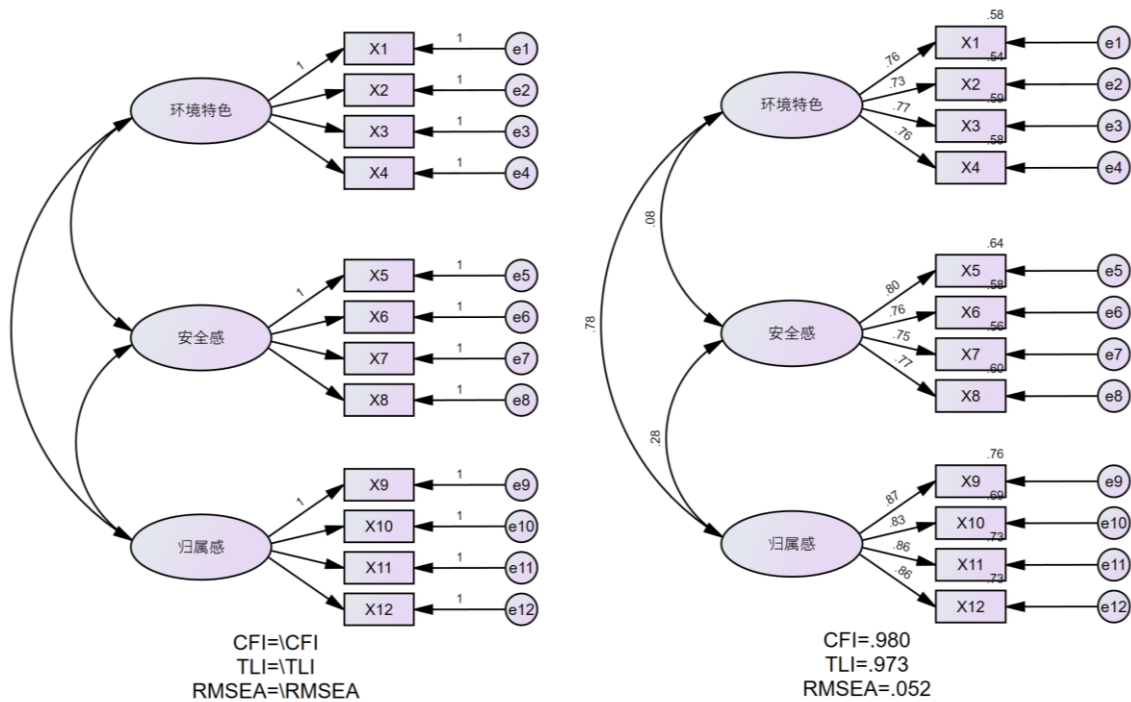


利用上一小节讲述的方法，分别完成以下操作，最终效果如右图所示。（1）分别为每个潜变量命名，由上到下分别是：Characteristics、Safety、Belongingness，对应的中文标签分别是环境特色、安全感、归属感。（2）打开数据，将数据中的各个可观察变量拖拽至矩形框中，其中：将 X1-X4 拖拽至环境特征对应的可观察变量中，将 X5-X8 拖拽至安全感对应的可观察变量中，将 X9-X12 拖拽至归属感对应的可观察变量中。（3）利用 Plugins 中的插件自动为误差项自动命名。



除此之外，对于各个外生变量（没有被箭头刺到的解释变量），还需要为它们两两之间添加相关关系。当有多个外生变量时，最便捷的方式如下：首先选中  工具（第 4 行、第 1 列，请注意与旁边的全选工具 、取消选择工具  的区别），在三个潜变量椭圆框中依次单击，把它们选中，此时，这三个椭圆框将呈

蓝色高亮显示；然后，在菜单栏中依次选择“Plugins → Draw Covariances”，三个潜变量之间将自动增加两两之间代表相关的双向箭头，此时这些双箭头呈现被选中的蓝色高亮状态，我们可以通过拖动鼠标的方式调整它们的位置；最后，点击  工具，取消对这些双向箭头的选中。利用上一小节介绍过的方法，在路径图下面增加反映拟合优度的标注信息，如下图（左）所示。



用上一小节相同的方法，调整“Analysis Properties”对话框中的模型估计设置，确保“Standardized estimates”和“Squared multiple correlations”被选中。然后执行模型估计，我们将得到如上图（右）所示的估计结果。请确认所显示的是标准化的估计结果。

对于该结果，我们可以通过 CFI、TLI、RMSEA 的值，确认拟合优度符合要求；通过各可观察变量的标准化载荷系数和 SMC，确认测量模型满足收敛效度的要求；通过三个潜变量两两之间双向箭头上的相关系数，确认测量模型满足区别效度的要求。

对于更复杂的收敛效度指标——组成信度 (CR) 和平均方差萃取量 (AVE)，我们可以在 Excel 中利用公式做简单的测算。打开“cr_ave.xls”文件，它包含了多个工作簿，分别为“4 indicators”、“5 indicators”、……，各自适用于测量一个潜变量的可观察指标的数量为 4 个、5 个、……的情景。在本例中，每个潜变量

都是由 4 个可观察指标来测量的，因此我们使用“4 indicators”这个工作簿。以环境特色这个潜变量为例，我们将路径图中的标准化载荷系数(X1=0.76、X2=0.73、X3=0.77、X4=0.76) 分别填入工作簿的 B2 至 B5 单元格中，CR 与 AVE 的计算结果就自动呈现在 D12、D13 单元格中，如下图所示。

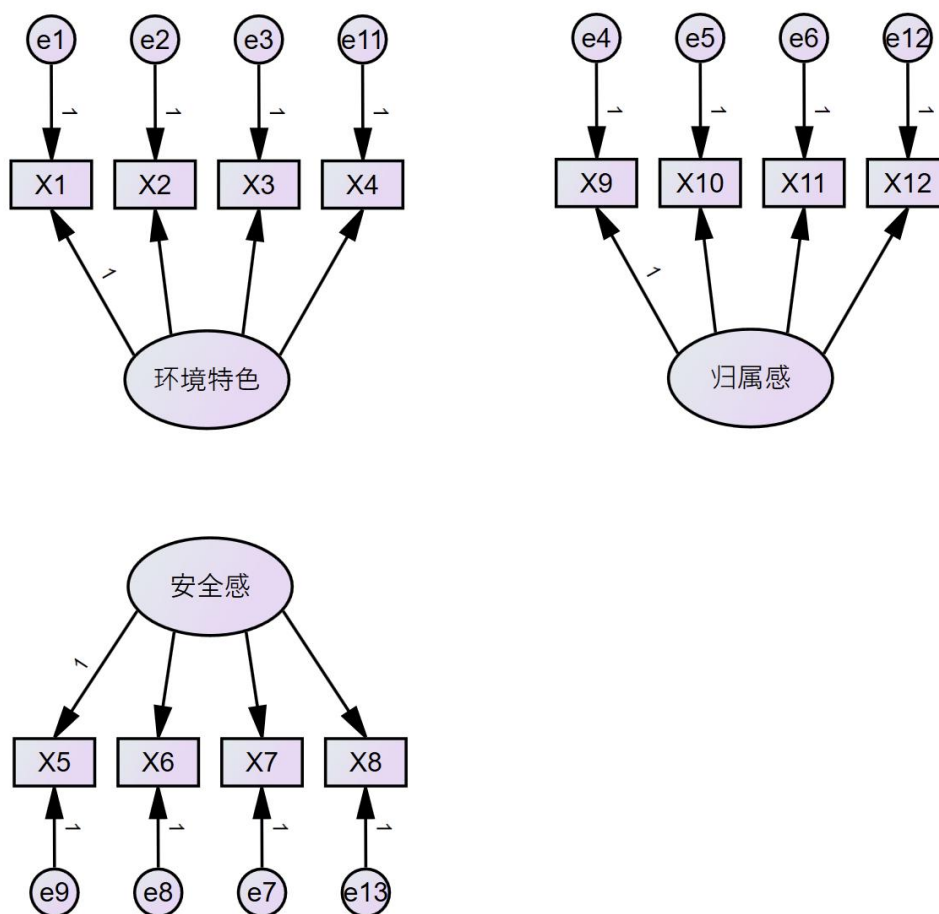
D13 : =AVERAGE(C2:C11)									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1		標準化係數	標準化係數平方	標準化殘差					
2	v1	0.76	0.5776	0.4224					
3	v2	0.73	0.5329	0.4671					
4	v3	0.77	0.5929	0.4071					
5	v4	0.76	0.5776	0.4224					
6									
7									
8									
9									
10									
11									
12	組成信度(Composite Reliability, CR)			0.841					
13	平均變異數萃取量(Average Variance Extracted, AVE)			0.570					
14									
15	組成信度 0.7 是可接受的門檻(Hair,1997) ,Fornell and Larcker (1981)建議值為 0.6 以上								
16	Fornell and Larcker(1981)建議AVE其標準值須大於 0.5								

2.3 结构模型





保存上述测量模型结果，再次通过菜单栏中选择“File → New”创建一个新的空白文件，用于绘制结构模型。


利用之前介绍的方法绘制下图所示的模型。可以看到，图中包含 3 组潜变量，每个潜变量由 4 个观察变量测度，每个观察变量有相应的误差项。在绘制过程中，我们依然可以先绘制一组潜变量，然后通过 和 工具进行单选或全选，通过 工具对选中的内容进行复制，通过 工具（第 5 行、第 2 列）对选中的内容进行移动，通过 工具旋转调整可观察变量相对于潜变量的位置。如果所绘制的内容超过了图框范围，也可以点击 工具（第 12 行、第 2 列）对画面大小进行重构。在绘制完成后，我们使用同样的方法，为潜变量、可观察变量、误

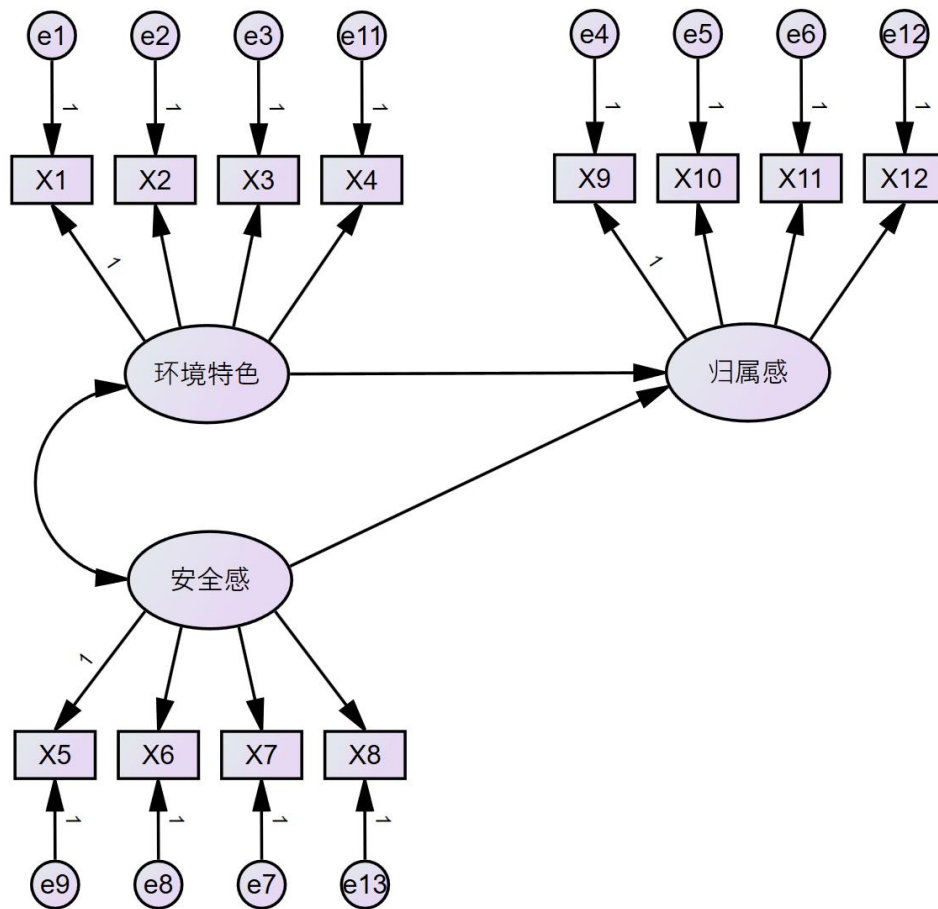
差项命名，并增加关于拟合优度的注释。





CFI=\cfi
TLI=\tli
RMSEA=\RMSEA

在此基础上，我们增加表示变量关系的关键箭头。选中工具（第 2 行、第 1 列），然后按住鼠标左键，从环境特色的椭圆框中拖出一个单向箭头，指向中归属感的椭圆框，类似地，再拖出一个由安全感指向归属感的单向箭头。选中工具（第 2 行、第 2 列），然后按住鼠标左键，从安全感的椭圆框中拖出一个双向箭头，指向环境特色的椭圆框。请注意，单纯地使用这两种箭头工具画出来的箭头往往视觉效果不佳，比如是歪斜状态、穿越椭圆框等。此时，我们可以选中工具（第 7 行、第 3 列），在受影响的变量上依次单击，即可使图形神奇地变得美观。另外，如果在绘制双向箭头时是从上往下画的，会导致箭头出现在右侧，对此，我们可以选中工具（第 6 行、第 1 列），然后按住鼠标左键，拖

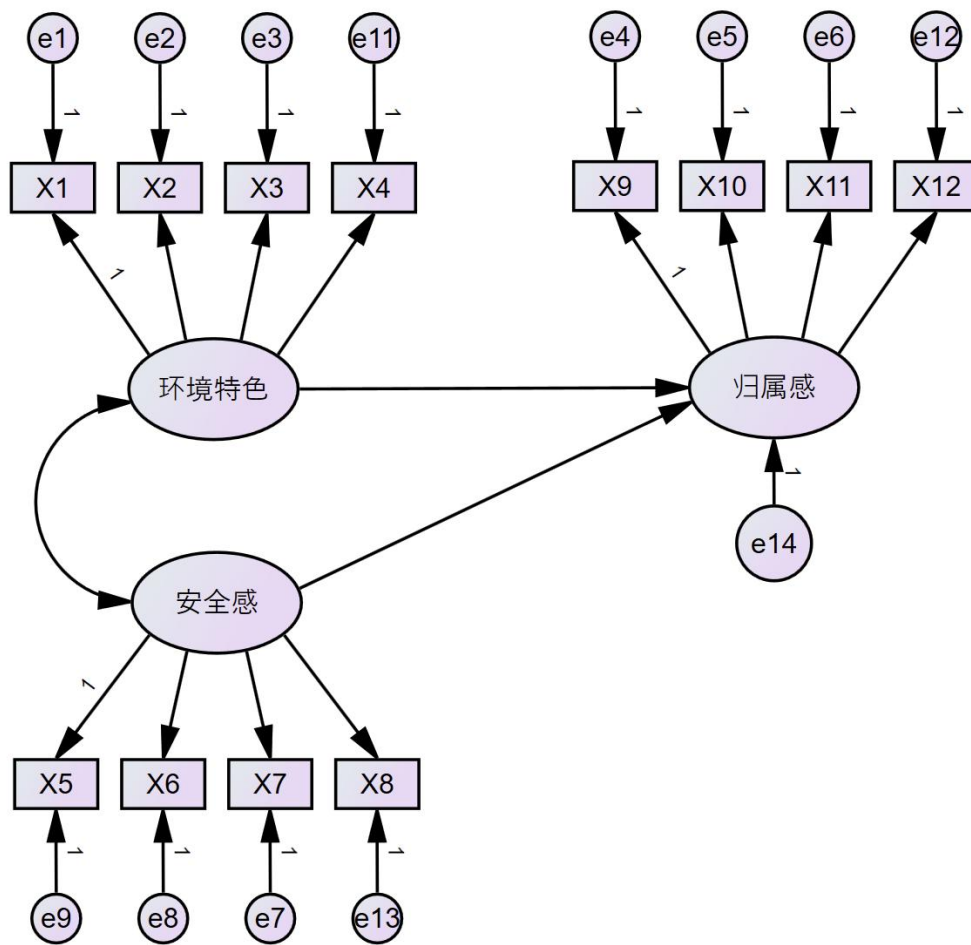
拽该双向箭头，将其拉至左侧，再通过  工具进行调整。加上单向或双向箭头后的最终效果如下。



CFI=\cfi
TLI=\tli
RMSEA=\RMSEA

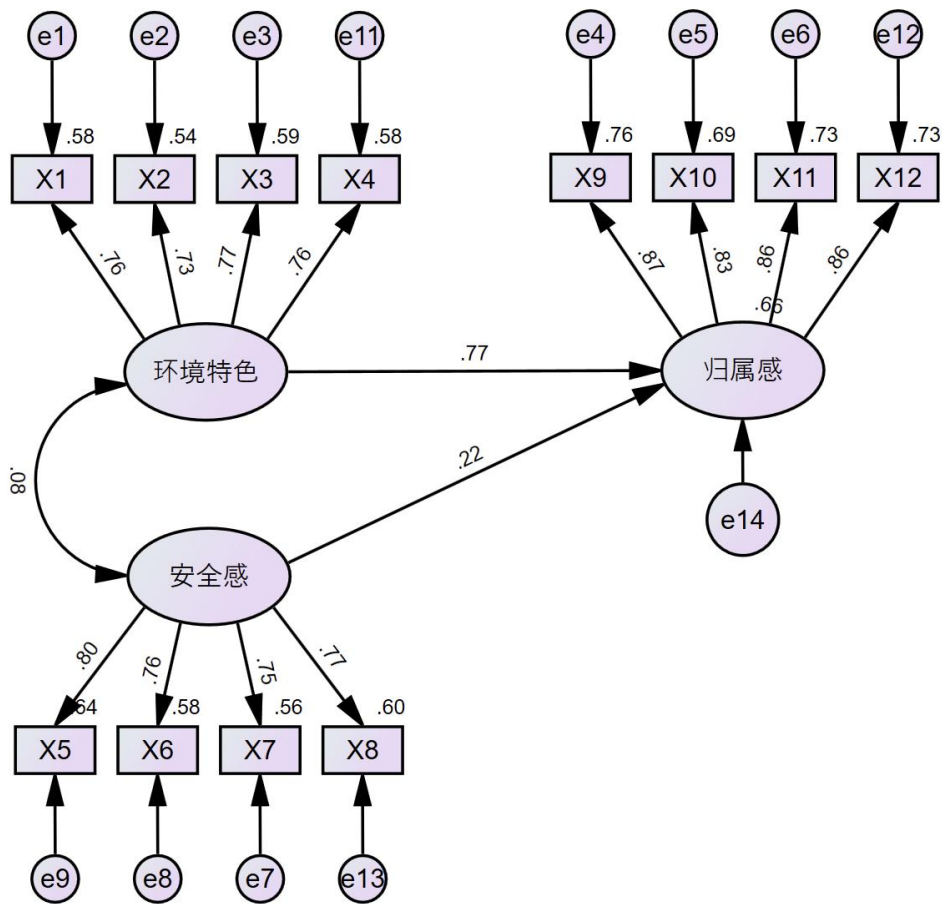
此时，还需要注意的一点是：凡是被单向箭头刺到的变量——不管是潜变量还是可观察变量——都需要增加误差项，因为这代表了该变量正在被其他变量所解释，而解释的过程一定有误差存在。本例中的内生变量“归属感”即需要增加误差项。我们选中  工具（第 2 行、第 3 列），然后在归属感的椭圆框上单击，可以发现 Amos 为它增加了误差项和相应的箭头，只是位置在正上方，可能与其他元素有重叠。对此，可继续单击  工具，每次点击时，误差项的位置发生调整，直至我们将其调整到满意的位置为止。最后，我们再次通过在菜单栏中选择“Plugins → Name Unobserved Variables”，为这个新增的误差项自动命名，如下

图所示。




CFI= \backslash cfi
TLI= \backslash tli
RMSEA= \backslash RMSEA

在模型构建完成后，我们利用前文所述的方法，调整“Analysis Properties”对话框中的模型估计设置，确保“Standardized estimates”和“Squared multiple correlations”被选中。然后执行模型估计，我们将得到如下图所示的估计结果。请确认所显示的是标准化的估计结果。



CFI=.980
TLI=.973
RMSEA=.052

从上图中，我们已得到了模型的拟合优度指标、结构模型的标准化路径系数、被解释的内生变量——归属感的 SMC 等信息。更多信息则存储在结果文本中。

点击  工具(第 10 行、第 2 列)，打开结果文本对话框。依次选择“Estimates → Scalars → Regression Weights”，查看非标准化路径系数，如下图所示。这里，我们的重点并不是非标准化路径系数本身（它们亦可直接在模型结果视图中查看），而是系数的显著性水平。通过“C.R.”和“PLabel”，即可以判断解释变量对被解释变量的影响是否统计显著。

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	PLabel
F3	<--	F1	.788	.051	15.380	***
F3	<--	F2	.205	.035	5.939	***
X1	<--	F1	1.000			
X2	<--	F1	1.077	.067	15.964	***
X3	<--	F1	.983	.059	16.714	***
X9	<--	F3	1.000			
X10	<--	F3	1.070	.045	23.782	***
X11	<--	F3	1.140	.046	25.042	***
X7	<--	F2	.950	.057	16.613	***
X6	<--	F2	.903	.053	17.002	***
X5	<--	F2	1.000			
X4	<--	F1	1.060	.064	16.556	***
X12	<--	F3	1.093	.044	25.042	***
X8	<--	F2	.990	.057	17.264	***

选择“Model Fit”，结果文本窗口中呈现一系列的拟合优度指标。结构方程模型中有各种各样的拟合优度指标，上面在注释中呈现的CFI、TLI、RMSEA只是最常用的几种。对于其他拟合优度指标的意义和使用，感兴趣的同学请自行查阅相关资料。

最后，依次选择“Notes for Model → Computation of degrees of freedom”，结果文本窗口中呈现了如下三个信息：不重复的样本信息量（Number of distinct sample moments）、不重复的待估参数数量（Number of distinct parameters to be estimated）、模型自由度（Degree of freedom），其中，模型自由度是前两者的差。这些信息是结构方程模型的基础信息，事关模型的可识别性。理想情况下，一个可行的模型应该有正的自由度，而负自由度或零自由度都提示模型的复杂度超过了数据所能支持的范畴。负自由度会导致模型无法被拟合，而零自由度会导致无法评价模型的拟合优度。

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments: 78
 Number of distinct parameters to be estimated: 27
 Degrees of freedom (78 - 27): 51