

# 以机器学习技术探究我国高中生适性学习之关键影响因素

蔡明学<sup>1</sup>、林新发<sup>2</sup>、黄建翔<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 国家教育研究院测验及评量研究中心/副研究员

<sup>2</sup> 国立台北教育大学教育经营与管理学系/教授

<sup>3</sup> 致理科技大学通识教育中心助理教授

## 摘要

本文旨在探究影响高中生适性学习之关键因素，运用机器学习方法—类神经网络、K-means 分群、及多维标度法(multi-dimensional scaling, 简称 MDS)，从学校办学效能、教师活化教学、学生家庭因素与学生学习历程等，分析影响高中生适性学习的关键因素，期解决过往线性模式分析对因素影响程度的不确定性。本研究分析结果显示学校办学效能在各类分析方法，对适性学习有重要影响，其中主成分分析显示学校办学效能中，学校学习风气、适当的奖励措施较为重要。

关键词：机器学习、适性学习、学校效能、高中教育

通讯作者：mhtsai@mail.naer.edu.tw

# Research on the Key Influencing Factors of Senior Middle School Students' Adaptability Learning by Machine Learning

Tsai, Ming-Hsueh, Lin Hsin-Fa , Huang Jian-Xiang

## Abstract

In this paper, we mainly use the method of machine learning, such as neural network, K-means grouping and multi-dimensional scaling (MDS), from school performance, teacher teaching effectiveness, Students 'family background and student learning process. The key factors influencing the students' adaptive learning in senior high school students are analyzed, and the uncertainty of the influence degree of the positive linear model is analyzed. The results of the analysis show that the performance of the school has an important influence on the adaptive learning in the various types of analysis. Among them, the principal component analysis shows that the school learning ability and the appropriate incentive measures are more important.

Keywords: machine learning, adaptive learning, school effectiveness, high school education

## 壹、研究动机与目的

十二年国民基本教育(以下简称十二年国教)是近年来台湾最重要的教育政策，但政策的推动是否有助于提升我国教育质量，这是全体国人共同关心的议题。吴清山(2005)指出教育的主体是学生，任何教育改革的作为，如果无法增进学生的学习效益，提升学生学习成就，则整个教育改革将不具效益。用此标准检视十二年国教的推动，若相关政策不能有利于学生的学习，将会使社会大众对于十二年国教的推动，存有许多疑问。针对这些疑问，教育部(2015)阐述十二年国教的五大基本理念来响应，内容包括：有教无类、因材施教、适性扬才、多元进路与优质衔接等，其中这五大理念勾勒出十二年国教的核心价值：「适性」。

在 M 型社会环境，就近入学政策下，适性学习(或称为适应学习，Adaptive education)的重要，不言可喻。十二年国教在相关的制度中也进行若干设计，其目的在于协助学生适性学习，达成适性学习之功效。故在高中阶段，辅助学生适性学习主要有两项重要政策：(一) 以「学校」为实施主轴为高中职均优质化方案，(二) 以「教师」为实施主轴为教师的活化教学。吴清山(2014)认为优质高中职与教师活化教学关系到十二年国教成功与否，特别是教师活化教学直接影响学生学习。教师具有活化教学能力，愿意改变其教学方式，让学生学习更有趣，即能够教好每一位学生、确保学习质量，不仅提升学生学习质量，并有效展现教育的效能。揆诸十二年国教政策发展，高中职均优质化方案希冀能引导学校发展特色课程，透过特色课程的设计引领教师活化教学，再导引学生适性学习，完成十二年国教适性扬才之政策目标。至此，十二年国教发展中，高中职均优质化方案与教师活化教学对学生适性学习的认知，三者间的关系为何？便成为本研究所欲探究之目的。易言之，高中职均优质化方案与教师活化教学，是否能协助学生在学习环境中获得成功经验，尚待本研究进行探究。

在研究分析方法上，过去有关研究分析学生学习表现相关影响因素评估时，大多以单一能力对于学生学习表现进行线性模型分析，而缺乏多重能力比较的模型数据，导致诸多影响学生学习的因素中，何者是对学生学习表现最具关键影响因素，至今仍无一致性的看法。职是之故，有关学生学习影响因素有待透过不同的分析方法进行验证。本研究系以评估高中学生适性学习的前提下，运用机器学习方法—类神经网络、K-means 分群、及多维标度法(multi-dimensional scaling，简称 MDS)，从学校环境、教师教学、家庭背景、个人因素等，分析影响高中学生适性学习的关键因素，解决过往线性模式分析对于因素影响程度的不确定性 (Witten & Frank, 2005)。职是之故，本研究旨在验证高中职均优质化方案、教师活化教学对于学生适性学习之影响，以及探析影响高中学生适性学习之关键因素等。研究目的如下：

- (一)十二年国教推动后，探究影响高中学生适性学习之关键因素。
- (二)验证各种不同统计理论，对高中学生适性学习之关键因素的效果。

## 贰、文献探讨

### 一、适性学习之相关理论基础

适性学习从早期 Piaget 的认知发展论，到后来 Bruner 的认知发展思考理论，阐述个体学习是认知结构或基模因环境限制而主动改变的心理历程(张春兴, 1998)。黄政杰、张嘉育(2010)认为，适性是指整体学习环境顺应学生个别差异，使学生在学习环境中获得成功经验。适性学习其学习系统是将学习者从教育过程中的信息被动受体转变为合作者，透过工具或环境建构适应学习者的学习方法，从中为学生带来更好更有效的学习体验(Peter, 2003)。

在台湾后期中等教育发展的制度中，可分为以学术为导向之普通高中、以技艺为导向之技术高中与五专、以学术与技艺交互试探之综合高中，以及发展特殊领域之单科高中。十二年国教已于 103 学年度正式实施，在不同以往的升学制度下，国中毕业生如何在众多高中、各类职校或五专之选项下，依据自己的性向、兴趣及能力选择最适合自己的发展进路，更显得特别重要。值此，适性教育已成为当前学校教育重要的关键任务。惟我国高中阶段适性学习之成效，相关研究与成效检核仍付之阙如，有待进一步研究窥探得知一二。

### 二、我国高中学生适性学习相关因素

回顾过去相关研究，影响适性学习系统已有许多不同的模型组合，但大部分探究适性学习系统模块不外乎包括下列三种类别：(1)教学环境：用于与环境系统交互之学习者界面；(2)教学模式：学习者实际接受学习信息之模式；(3)学生模型：学生学习发展脉络模型(Charles & Bowen, 1998)。本研究根据上述三种模型类别，尝试探究结合我国高中职阶段之适性学习发展，进行相关论述。

#### (一)教学环境因素

96 学年起实施高中职均优质化方案，主要目标系以投入资源提供给学生适性发展的环境，同时，促进高中职特色发展，强化学校课程与教学提升学生学习能量，均衡各地高中职教育发展，稳健推动十二年国民基本教育(蔡志明, 2012)。根据上述目标，以高中职优质化方案订定评鉴指标时，有关学习环境的建置须分别落实下列项目：(1)落实全面质量提升 (2)引导学校特色发展 (3)提升教师教学专业 (4)促进学生多元发展 (5)形塑人文艺术素养 (6)推动学生就近入学 (7)增进学生学习质量 (8)深化教师专业发展 (9)强化技职产学链结等。以上内容主要导引学校发展特色课程(如结合当地产业、文化、艺术以及环境)、重视课程创新，以及营造学术风气与提供学生各种不同优良表现之奖励措施，创造具有特色又兼具学生学习兴趣的教学环境，是我国高中教育发展的重要方向，也是影响学生适性学习的重要因素。

#### (二)教学模式因素

在教学模式因素下，希冀透过深化教师专业发展，能使教师有效发展创新教

学模式，达成适性教学的效果。准此以观，近年来，教育部积极推动多项活化教学策略，例如有效教学、差异化教学、补救教学、混龄教学、多元评量、翻转教室等，虽然各有其特色，但都以「分组合作学习」为基础。其主要目的在于改变长期以来教师单向讲述、学生被动听讲的传统教学型态，而转变成「以学生为中心」的教学模式，使学生能积极主动参与学习，进而提升学习成效（张新仁，2014）。根据 104 学年度分组合作学习成效问卷调查（张新仁、王金国、田耐青、汪履维、林美惠、黄永和，2015）中，有关教师活化教学推动后，学生学习经验内容进行评估，评估内容包含：(1) 学习动机与态度；(2) 合作技巧与同侪互动。但这一波教师推动的适性教学，对于学生适性学习成效如何，尚无进一步研究探讨。

### （三）学生模型（个人与家庭）因素

十二年国教之实施主要目的，除希冀能降低学生升学压力外，并能让学生依其性向、兴趣及能力发展多元智能及各领域之学习表现。学生学习成就之相关议题广泛，惟 Coleman（1988）之研究结果发现指出：影响学业成就之主要因素，系来自于学生个人及家庭背景。值此，本研究将以学生个人与家庭背景等变项对学习成效之影响进行探讨。

#### 1. 学生个人因素

归纳国内外之相关研究发现，学生学习表现系受到学习者身心与环境交互作用的结果。然而，影响学习成就之因素非常多，例如：健康、智力、性向、动机、身心发展、人格特质、学习态度、学习满意度等。张钿富（2012）之研究认为，高学习成就的孩子，通常较能自主建构专属于个人的学习策略与学习架构，故学习投入与学习成就呈现正相关。而国际学生能力评量计划（简称 PISA），在 2009 与 2012 年时曾调查学习者学习时间的投入以及学习课程的参与度，对学习成效的影响，结果亦呈现正向关系。因此，学习者个人投入因素对学习成效具有相当程度的影响，本研究将学习者学习投入因素视为影响学生学习成就相关因素之一（Wigfield, Eccles, Schiefele, Roeser & Davis-Kean, 2006）。

#### 2. 学生家庭因素

家庭是学生在学习历程中扮演最重要的角色，受到家庭教育的时间与互动相当长，且同时扮演着经济、教育、保护及照顾等多种功能，对子女之学习成效产生直接或间接性之影响。最早的家庭因素与学生学习关系研究，可回溯至 1960 年代中期 Coleman、Campbell、Hobson、McPartland、Mood、Weinfeld、York 等人（1966）之研究，其原本旨在探讨学校教育资源投入对学生学习成效的影响，结果发现无论是教师的教育程度、设备、图书、学生平均教育文化成本等项目，对学生学业成绩影响都未达到统计上的显著水平；在原始投入项目中，同侪与学校的影响都不显著，只有家庭的影响显著。此结果亦足以显示，家庭对学生学习影响的重要性。

从国内外相关研究得知，学生的学习成就会受到家庭因素之影响而有所不同（江羿臻、林正昌，2014；李敦仁，2007；余民宁、韩佩华，2006；周新富，2004；蔡毓智，2008；黄建翔、蔡明学，2016；Kuan & Yang, 2004；Martinez-Pons, 2002；Ram & Hou, 2003；Tsai & Liu, 2013），故本研究将家庭因素视为影响学生学习成就相关因素之一。然而，Coleman 等人（1966）虽指出，家庭对于学生学习影响相较学校投入或教师水平来的高，但检视过去之研究分析方式，多以线性统计模型进行分析，较缺乏多因素之综合分析法。

## 参、研究方法

本研究主要透过问卷调查之方式，了解目前高中生之学习情况，旨在分析十二年国教推动后，透过教学环境、教学模式、学习投入与家庭影响等因素等进行探讨影响我国高中生适性学习成效之关键因素。

### 一、研究架构

基于本研究之背景与目的，藉由问卷调查，从学校环境、教师教学与学生家庭、个人学习历程等分析影响高中生适性学习的关键因素。

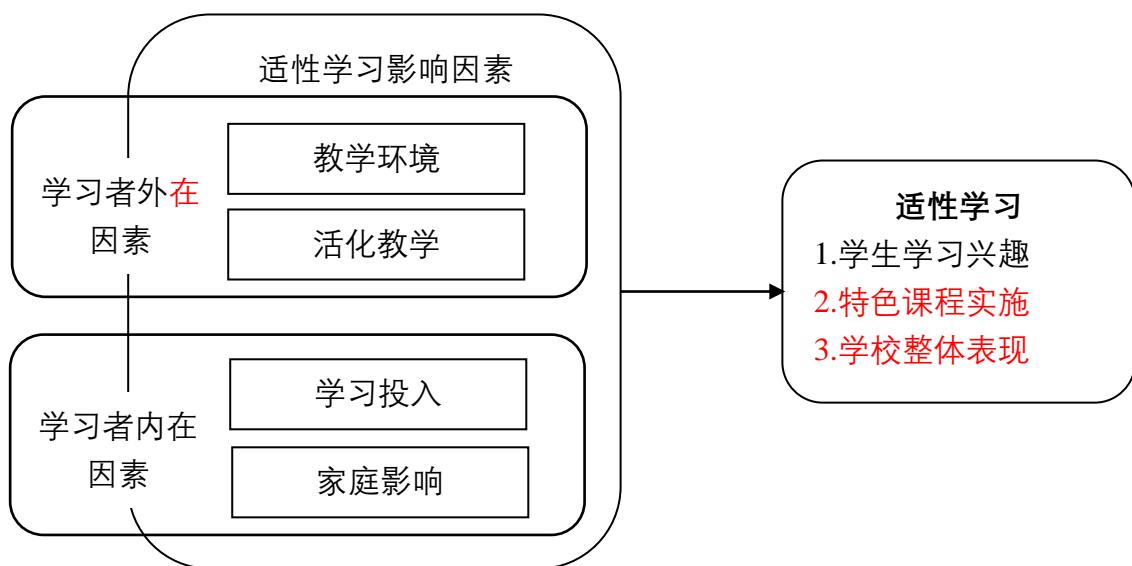


图 1 研究架构图

### 二、研究对象与抽样设计

本次调查研究对象为 104 学年度高一、二学生，采问卷调查法进行。调查对象为高中，学校为母体，采多阶段分层随机抽样。说明如下：本次调查须抽出 120 所学校，各层应抽出学校数按各层学校数占总学校数的比例分配样本数。各层至少抽出一所学校，因此共计抽出 121 所学校。由于各层至少应抽出 1 校高中、1

校高职，但澎湖县、金门县各仅一所高中、高职，故无须抽样。而连江县仅一所高中，亦无须抽样。本次调查合计有效样本数为 6,628 人，因此在 95% 信赖水平下，整体的估计百分比的最大抽样误差为 1.81%。

### 三、分析方法

本研究主要采用四种分析方法，分别为类神经网络、K-means 分群、及多维标度法，分别从学校环境、教师教学与学生家庭、个人因素等，探究影响高中学生适性学习的关键因素，分析方法叙述如下：

#### (一)类神经网络

类神经网络架构可以被想象成包含多个节点或神经元的多层次架构。其中神经元可视为神经网络的基本处理单元，亦为组成隐藏层的主要元素。藉由隐藏层中的每一个神经元，链接输入数据与输出数据，一个神经元可以对应多个输入与输出数据，然而一个隐藏层间神经互不相联结。如图 1 所示。

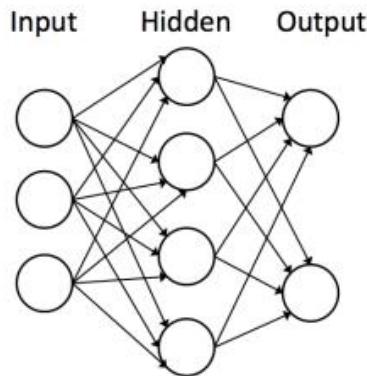


图 1 类神经网络架构图

训练一个类神经网络模型，须将数据分配成 Train data、Test data、Validation data，类神经网络训练流程如图 2 所示：

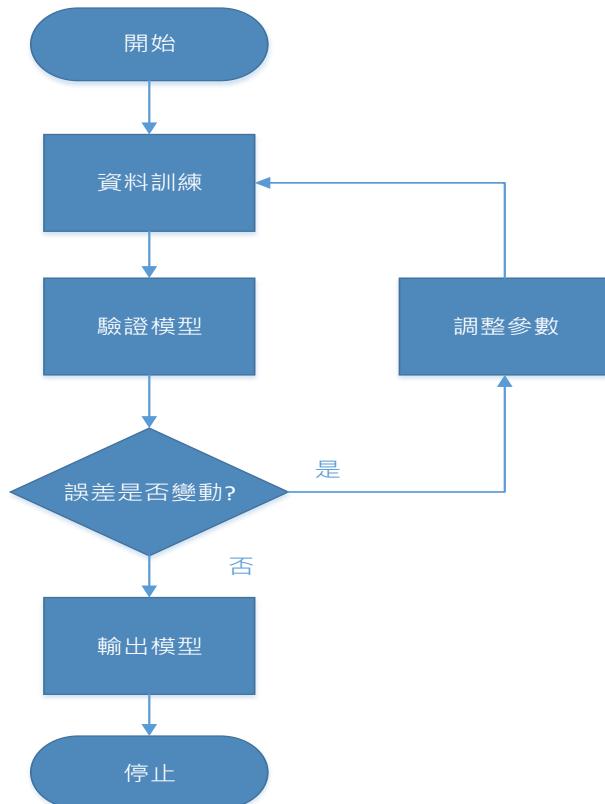


图 2 类神经网络训练流程图

类神经网络模型训练完后，主要分析如图 3，R 代表一个学习指标，R 越靠近 1 代表学习效果越佳。

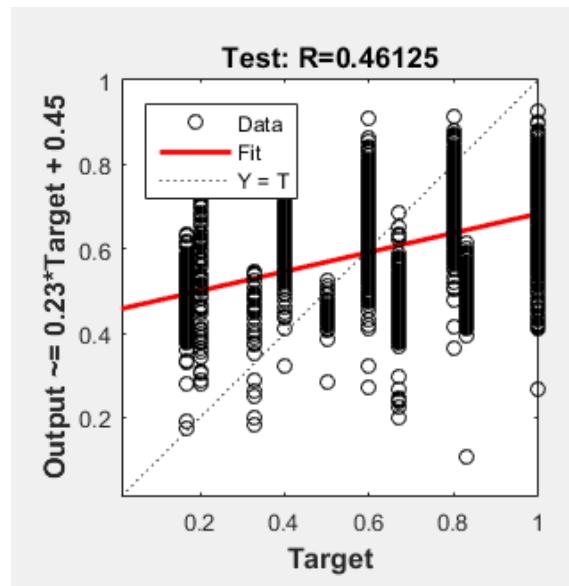


图 3 类神经网络分析图

类神经网络中，越多笔数数据将越能提升其准确性，本研究为提高运算准确度，在分析该类与适性影响时，放入类神经运算为其他三类〈例：分析学校办学效能与适性影响时，放入类神经的资料为学生学习历程、教师活化教学、学生家庭因素〉，在分析其结果时，当该类运算后具有较高的学习效果，代表该类与适性重要程度较低；反之，若该类运算后具有较低的学习效果，则代表该类与适性重要程度较高，经过研究测试后，隐藏层之层数为两层，第一层神经元数为 10，第二层神经元数为 20，其具有最佳的学习效果。

在分配数据的比例上，若将 6,628 位学生人数随机采样的方式分成 Train data 70%、Test data 15%、Validation data 15%，去做类神经运算，其中每类数据都不会有重复的学生。运用 Train data 与适性学习去做类神经训练，并产生出一个模型 (model)，分别再将 Train data、Test data、Validation data、ALL data 放入 model 查看其学习效果。在分析学习效果主要透过指标 R 来做分析，当 R 越接近 1 代表其学习效果佳，其中主要以 TEST 高低来分析其效果。

## (二)K-means 分群

本研究先将数据分群(k-means)再以类神经网络分析，将所有学生所填写之问卷数据，加入学生的个人资料中(例如:居住地区，学校资料，学生成绩……)以便于比较差异。

其次，将数据分群后将每一群的数据取出，再使用类神经网络分析法去分析这些数据，每一群数据都可以得出 4 个 R 指标，藉由这个 R 指标代表着学校办学效能、教师活化教学、学生家庭因素、学生学习历程对于适性学习相对重要程度。因为 R 值是随机选取群集里面数据计算出的，R 指标的值会因为所选取的数据不一样而产生不一样之数值，为了避免影响到结果，须将每一类别的 R 指标重复计算，并取平均值使结果稳定。

研究结果所得到每一群之学校办学效能、教师活化教学、学生家庭因素、学生学习历程对于适性学习之相对重要程度后，再进行各群集间之比较。故本研究之分析方法先将数据分群(k-means)再以类神经网络进行分析，将共计 6,628 位学生所填答之问卷资料，串联学生个人资料(ex 居住地区，学校资料，学生成绩……)来探究比较其差异性。并将所有学生填答问卷结果进行分群，分别依探究目的将数据分成 5 群和 3 群。

X1	1003x43 double
X2	1289x43 double
X3	1212x43 double
X4	1363x43 double
X5	1761x43 double

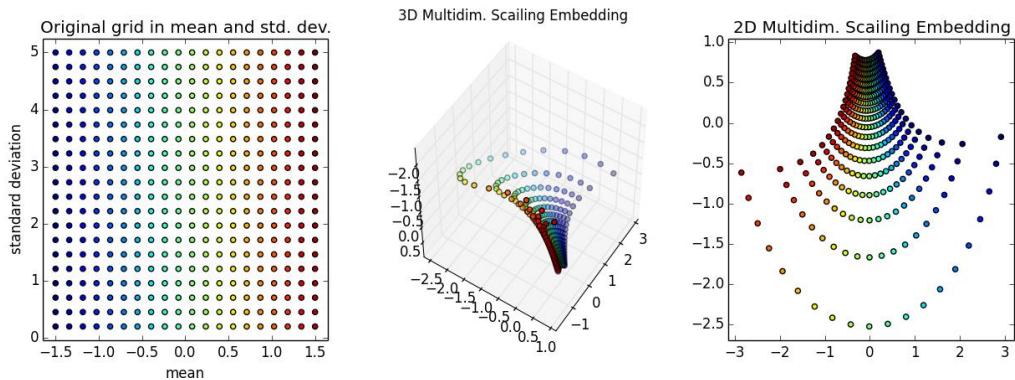
X1	2260x43 double
X2	2460x43 double
X3	1908x43 double

图 5 五群和三群的各群学生数

因此，将数据分群后，从每一群组中撷取出数据，再使用类神经网络分析法去分析这些数据，每一群数据都可以得出 4 个 R 指标，藉由这个 R 指标代表着学校办学效能、教师活化教学、学生家庭因素、学生学习历程对于适性学习相对重要程度。因为 R 值是随机选取群集里面数据计算出的，R 指标的值会因为所选取的不同数据而产生不同之数值，本研究为了避免影响到结果，故将每一类别之 R 指标进行重复计算，并取平均值使结果具有一致性，其所得到每一群之学校办学效能、教师活化教学、学生家庭因素、学生学习历程对于适性学习(所呈现之)相对重要程度后，再从各群集间进行比较。

### (三)多维标度法

多维标度法(multidimensional scaling, 简称 MDS)是一种经典的数据降低维度方法，亦是资料简化方法之一，最常用来可视化高维度之方式，其能合理在感知图呈现每个点与点之间的距离，然后将其映射在较低维度上面，中间的图是原本的空间，经过 MDS 之后将转换成右方的图形，并且可以发现在立体空间中从某一个斜上方的角度就可以看到右方的图形，而右边的图看起来似乎少了深度的感觉，所以造成了视觉上的一些扭曲。



本研究方法主要系将 6,628 个受测者的人数转换成 2 维可视化图形，将其在二维平面上呈现为一个点，并以题目之相似性矩阵来观察其重要程度或是相似性。因此，本研究利用多维标度法，将原本的  $33 \times 6628$  之矩阵，经过降维的处理之后，变成  $33 \times 2$  的矩阵，并且在二维平面视觉图上，分别以 33 个点来呈现。故可知在图上之每一个点代表着每道题目，若距离「学生适性学习」越近，则代表其越具有相似性，而距离越远则代表越不相似。

## 肆、研究分析与结果

本研究根据研究目的进行分析，透过类神经网络、K-means 分群、及多维标度法，从学校环境、教师教学与学生家庭、个人等，探讨分析影响高中学生适性学习之关键因素。

## 一、类神经网络

由于 train、test、validation 数据每次的取样皆为随机抽取，为了降低随机抽取对资料分析失真之可能性，将每一类群分别进行 5 次类神经网络，并取其 R 指标与误差平均值作为分析，如表 1。另外，本研究主要在测试该类时，会将该类别数据进行排除，因此所代表 TSET 之 R 指标越小代表该类越重要，可从表 1 之排序结果发现，分别排列与学生适性学习相关程度由高至低分别为学校办学效能、学生学习历程、学生家庭因素、教师活化教学。

表 1 类神经网络学生适性学习相关程度

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.47360	.45288	.45305	.46745
	误差	.17992	.18472	.10916	.18112
教师活化教学	指标 R	.54661	.52362	.51716	.53773
	误差	.16780	.17182	.11644	.15542
学生家庭因素	指标 R	.55057	.50775	.51212	.53736
	误差	.16714	.17098	.10216	.16852
学生学习历程	指标 R	.52978	.49437	.50269	.52201
	误差	.17044	.1734	.10422	.17142

## 二、K-means 分群

本研究分别对资料透过分群分成 5 群和 3 群后，依据每类别分群过后之数据进行类神经网络分析，依照 R 指针之大小可以排列出学校办学效能、教师活化教学、学生家庭因素、学生学习历程对于适性学习之影响程度。Training、Test、Validation、All 之 R 指针可做为随机选取数据来计算。

(一) 五群分群 表 2 至表 6 系为分成 5 类群并经由 5 次计算进行平均过后之结果。

表 2 第一群(分五群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.41031	.2762	.33256	.37892
	误差	.9816	.1031	.1039	.09978
教师活化教学	指标 R	.48112	.3361	.33149	.46662
	误差	.0953	.1022	.10244	.09738
学生家庭因素	指标 R	.47603	.28878	.34974	.42736
	误差	.09246	.10684	.1027	.09614
学生学习历程	指标 R	.41394	.3336	.30541	.38444
	误差	.09734	.10422	.1073	.9966

表 3 第二群(分五群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.42912	.34436	.31352	.39938
	误差	.09158	.09544	.09884	.09318
教师活化教学	指标 R	.46	.35591	.35781	.42848
	误差	.08942	.09816	.09656	.09172
学生家庭因素	指标 R	.44501	.36007	.366208	.41615
	误差	.0889	.09512	.09682	.09116
学生学习历程	指标 R	.42958	.3385	.34637	.40306
	误差	.09204	.09636	.09532	.092

表 4 第三群(分五群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.40463	.30129	.32609	.37595
	误差	.10396	.11322	.11234	.10658
教师活化教学	指标 R	.43575	.31217	.33406	.40107
	误差	.1043	.10902	.1103	.10596
学生家庭因素	指标 R	.44909	.34812	.35718	.4192
	误差	.10096	.10786	.11344	.10388
学生学习历程	指标 R	.40479	.3212	.30975	.37755
	误差	.1061	.1149	.11362	.10858

表 5 第四群(分五群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.80377	.7668	.77996	.79447
	误差	.09336	.10012	.10194	.0957
教师活化教学	指标 R	.80781	.7786	.77159	.79781
	误差	.0921	.10094	.09734	.0942
学生家庭因素	指标 R	.82712	.7796	.78447	.81349
	误差	.08926	.09852	.09564	.09104
学生学习历程	指标 R	.80418	.7779	.78548	.79733
	误差	.09424	.10058	.09564	.09544

表 6 第五群(分五群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.91686	.9081	.90354	.9104
	误差	.07576	.07992	.08166	.07726
教师活化教学	指标 R	.92177	.9138	.90774	.918448
	误差	.0743	.07934	.0796	.0758
学生家庭因素	指标 R	.91862	.91123	.9098	.91613
	误差	.0736	.07784	.08044	.07524
学生学习历程	指标 R	.9181	.9068	.91406	.9158
	误差	.07482	.0774	.07916	.0758

根据 TEST 之 R 指标, 结果呈现越小表示该类重要程度越高, 因此可从表 2 至表 3 排序出每个群集内学校办学效能、学生学习历程、教师活化教学、学生家庭因素对适性学习的重要影响程度如表 7。

表 7 分五群后各类别对适性因素影响排序由高至低

第一群	第二群	第三群	第四群	第五群
学校办学效能	学生学习历程	学校办学效能	学校办学效能	学生学习历程
学生家庭因素	学校办学效能	教师活化教学	学生学习历程	学校办学效能
学生学习历程	教师活化教学	学生学习历程	教师活化教学	学生家庭因素
教师活化教学	学生家庭因素	学生家庭因素	学生家庭因素	教师活化教学

(二) 三群分群：表 8 至表 10 为分成三群并经过五次计算取完平均过后之结果。

表 8 第一群(分三群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.61214	.58341	.58144	.60451
	误差	.09264	.09818	.099378	.09446
教师活化教学	指标 R	.77152	.59326	.60029	.75554
	误差	.08984	.0948	.0945	.0927
学生家庭因素	指标 R	.65562	.57886	.60552	.6364
	误差	.08924	.09488	.09604	.09256
学生学习历程	指标 R	.39952	.30975	.37425	.3705
	误差	.11732	.12124	.12026	.11834

表 9 第二群(分三群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.91039	.89996	.89996	.90721
	误差	.07404	.07746	.07724	.07502
教师活化教学	指标 R	.91643	.90070	.90475	.91227
	误差	.07046	.07392	.07622	.07172
学生家庭因素	指标 R	.91364	.90829	.9027	.91127
	误差	.07256	.07662	.07368	.07332
学生学习历程	指标 R	.91239	.90046	.90472	.90939
	误差	.07098	.07408	.0761	.07222

表 10 第三群(分三群)

类别		Training	Test	Validation	All
学校办学效能	指标 R	.1392	.14728	.15144	.14222
	误差	.41436	.2437	.3015	.37205
教师活化教学	指标 R	.19276	.1437	.14226	.1358
	误差	.45707	.37498	.35826	.42908
学生家庭因素	指标 R	.13366	.14214	.1434	.13638
	误差	.46983	.37749	.34711	.43694
学生学习历程	指标 R	.13434	.13946	.13834	.1356
	误差	.45984	.37004	.36067	.43082

表 11 为根据表 8 至表 10 TEST 值的 R 指标所排序出每个群集内学校办学效能、学生学习历程、教师活化教学、学生家庭因素对适性学习的重要影响程度

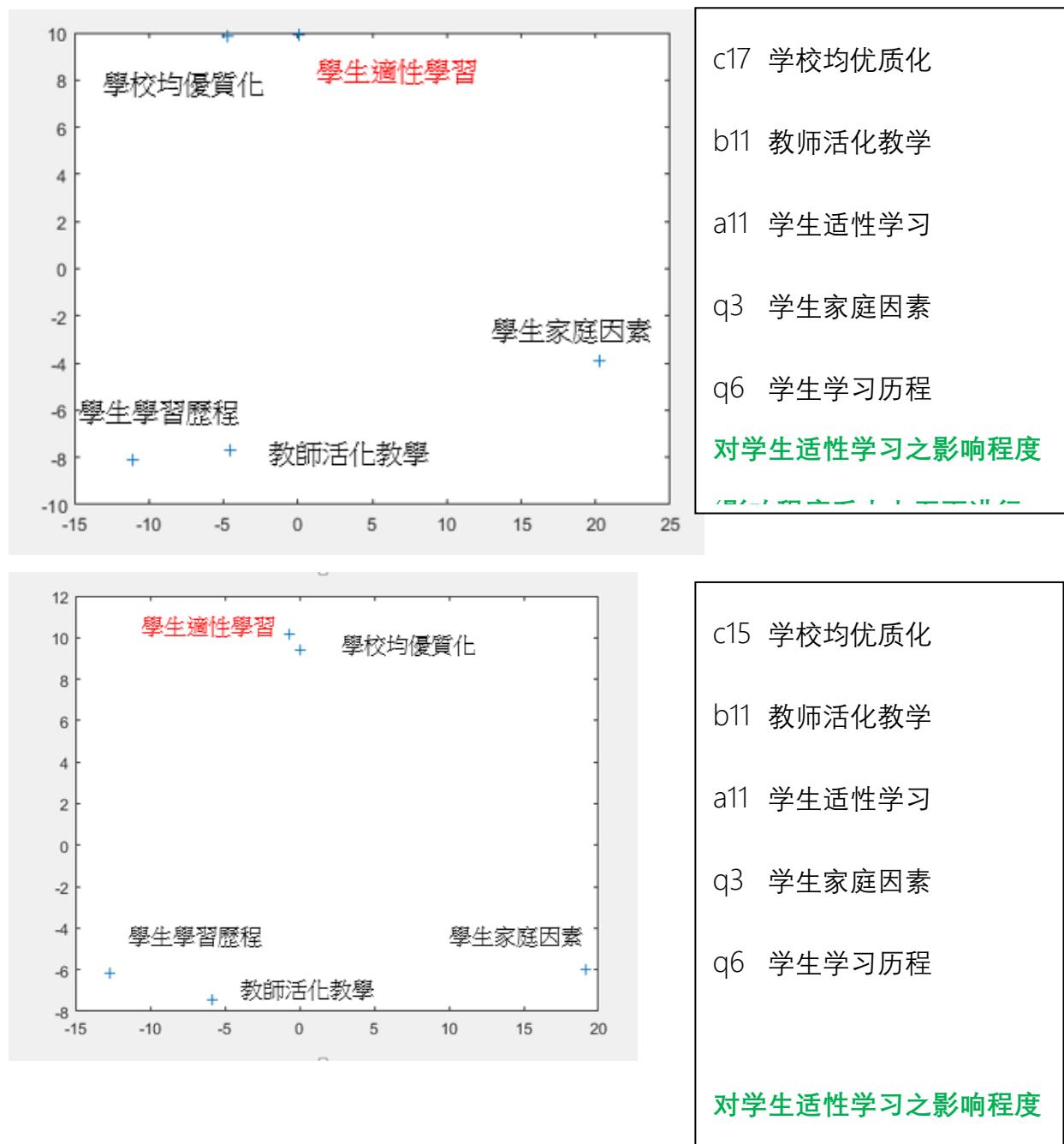
表 11 分三群后各类别对适性因素影响排序由高至低

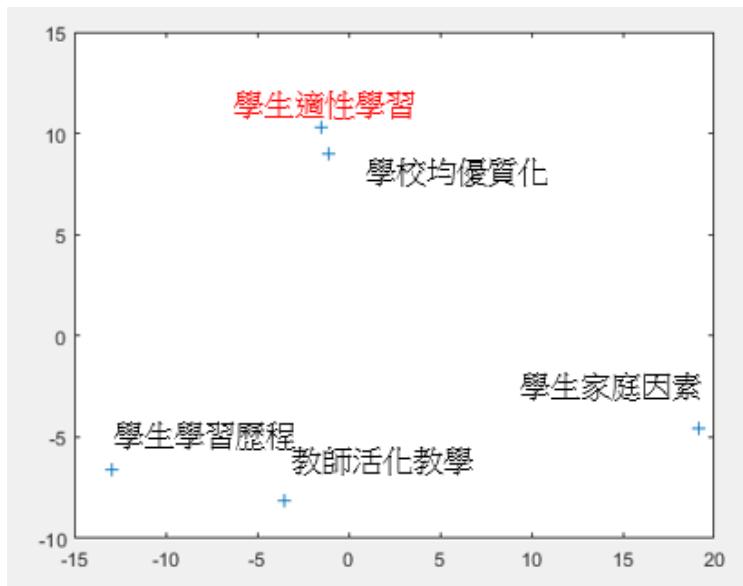
第一群	第二群	第三群
学生学习历程	学校办学效能	学校办学效能
学生家庭因素	学生学习历程	学生学习历程
学校办学效能	教师活化教学	教师活化教学
教师活化教学	学生家庭因素	学生家庭因素

由表 7 和表 11 之排序结果，可以发现大部分皆以学校办学效能、学生学习历程影响程度较大，但可以看到其中分五群的第一群和第三群，以及分三群的第一群，并不是学校办学效能和学生学习历程排在前面，由学生的基本数据可以发现，该群集因为分布的不同和数据的差异，产生出如此之排序结果，但大多数的学生皆以学校办学效能和学生学习历程影响适性学习程度较大。

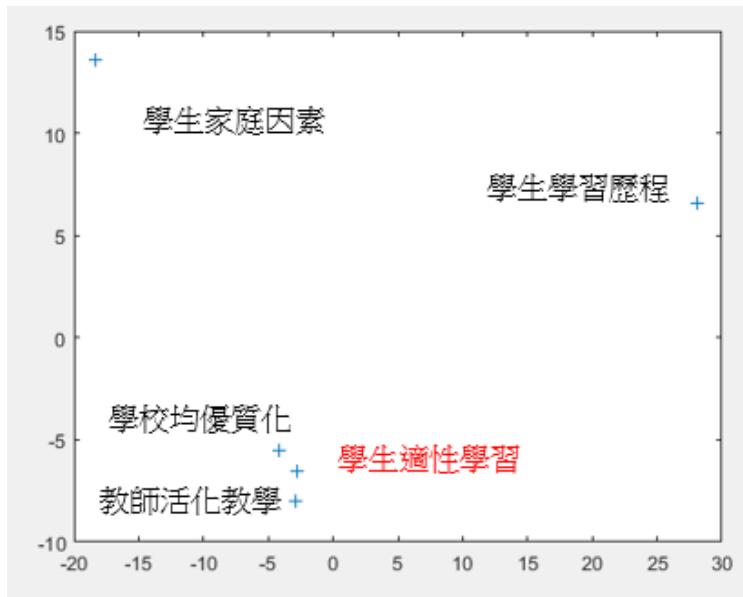
## 六、多维标度法

从 PCA 中，我们能取得每个类别中，相对较重要的题目，而从每个类别都各取一题相较重要的题目来取代原本的类别，也因为有些无法明确选择哪一个题目最为重要，所以将第一重要的及第二重要的都做一次多维标度法，成果为下图五张。

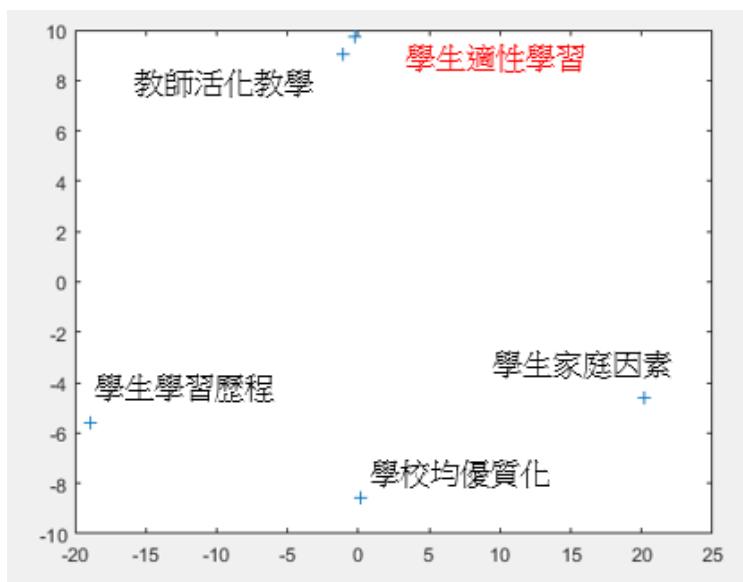




c17 学校均优质化  
 b12 教师活化教学  
 a11 学生适性学习  
 q3 学生家庭因素  
 q6 学生学习历程  
**对学生适性学习之影响程度**  
 /是/否/中等/不清楚

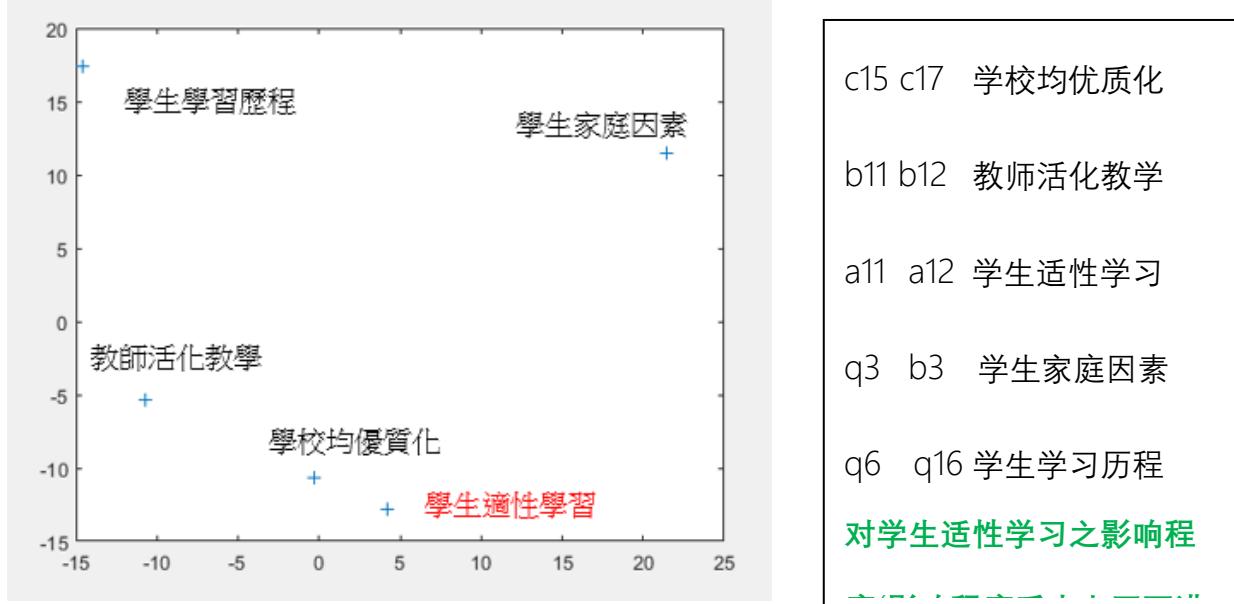


c17 学校均优质化  
 b12 教师活化教学  
 a11 学生适性学习  
 q3 学生家庭因素  
 q18 学生学习历程  
**对学生适性学习之影响程度**  
 /是/否/中等/不清楚

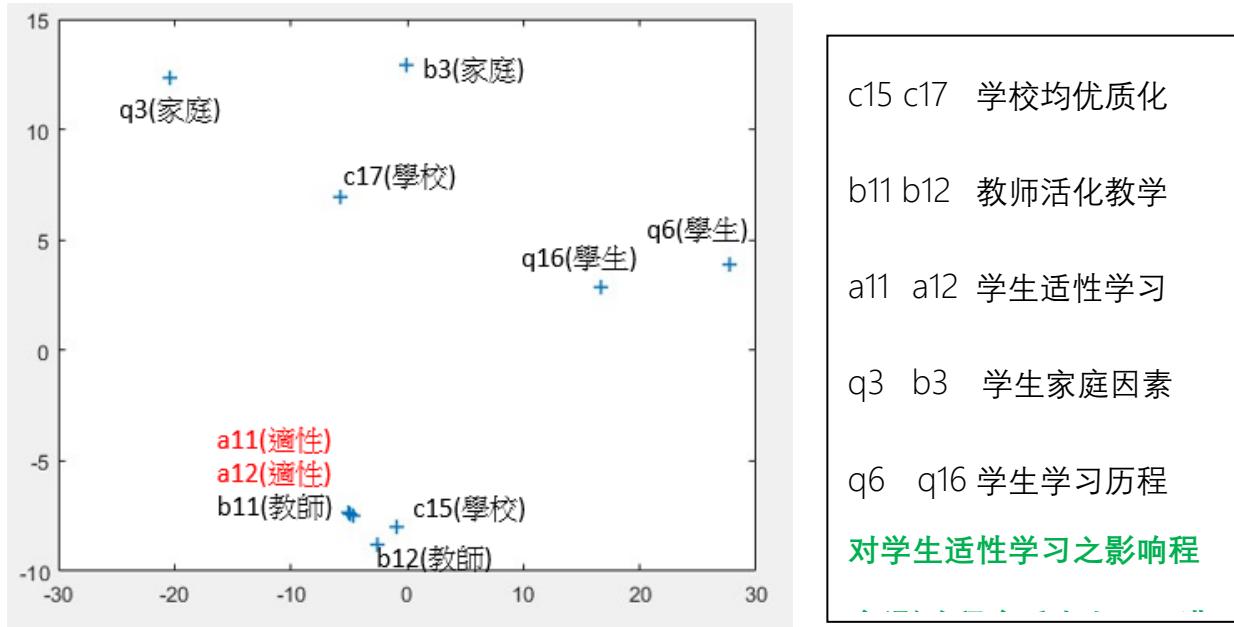


c17 学校均优质化  
 b12 教师活化教学  
 a11 学生适性学习  
 q3 学生家庭因素  
 q16 学生学习历程  
**对学生适性学习之影响程度**  
 /是/否/中等/不清楚

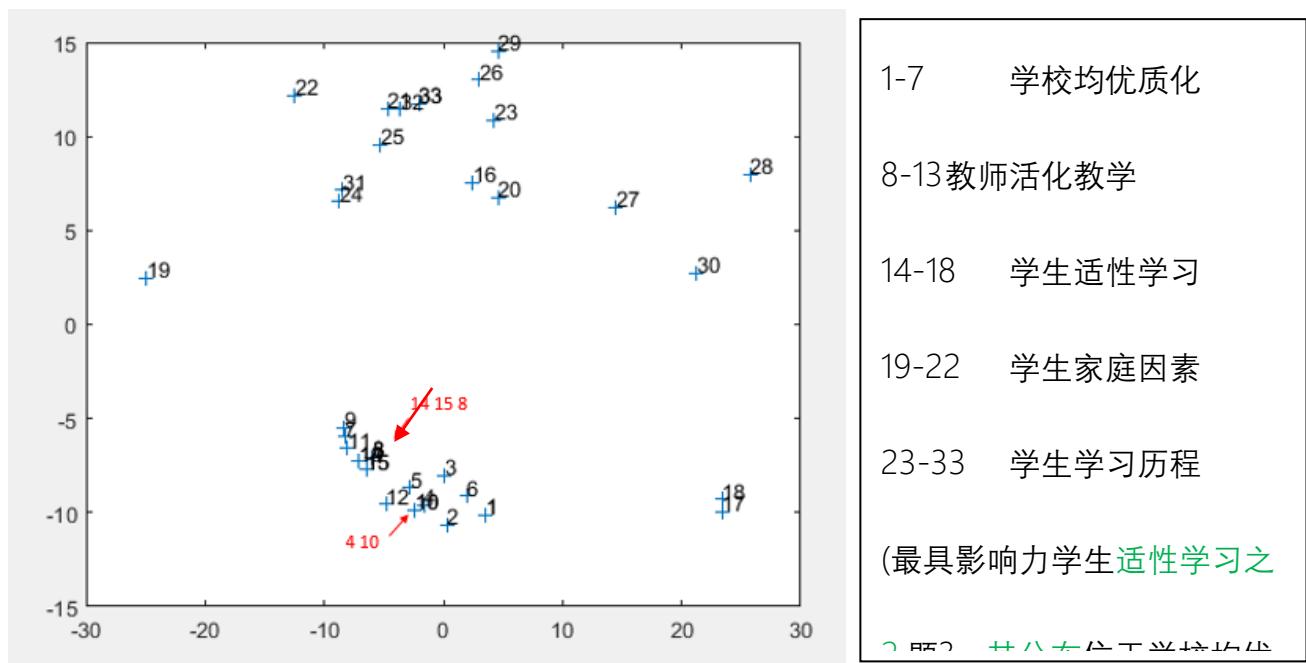
从 PCA 中取得每个类别最重要的两题来代表该类别的分数，并分别将 C15、C17；b11、b12；a11、a12；q3、b3；q6、q16 两两进行串连，形成更高之维度，将原本的 6,628 维串成 13,256 维度，在对此降维可视化下图为成果。



从 PCA 中取得每个类别最重要之 2 题，分别降维，下图为成果，即能显示出这最重要之 10 题，并呈现彼此影响分布重要程度。



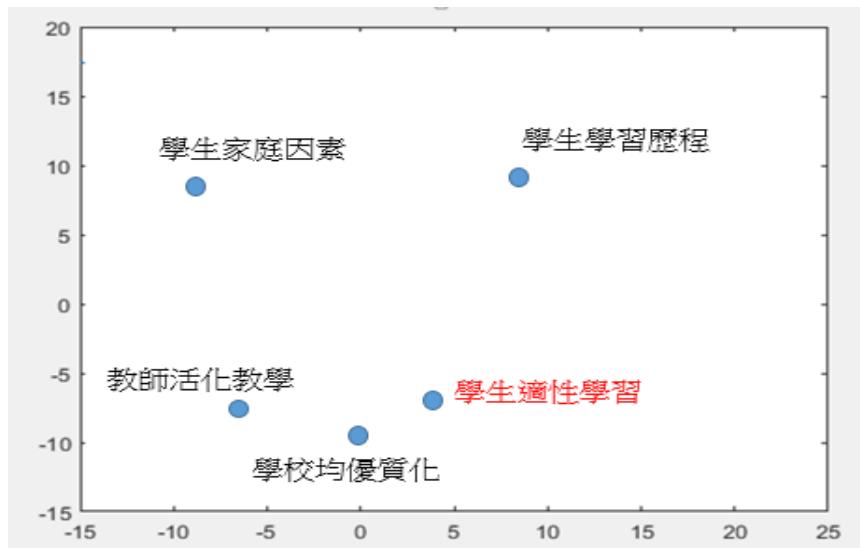
将所有题目都全部投入进行 MDS 可视化分析，下图为成果。



整体上，学校办学效能与教师活化教学之点阵分布相对呈现较密集呈现，学生家庭因素与学生学习历程之点阵分布就混杂在第一以及第二象限，但不影响整体。由图上可知学生适性学习的点以整体上来看都与学校办学效能和教师活化教学比较近。

而利用学生适性学习之每个点阵分布到其他类别变项之每个点阵分布所有距离之平均(ex:学校办学效能和学生适性学习共有 35 条线，平均之后为学校办学效能对学生适性学习的距离)，学校办学效能: 13、教师活化教学:14、学生家庭因素:20 、学生学习历程:21，其对适性影响程度排序为:学校办学效能>教师活化教学>学生家庭因素>学生学习历程。

另外，将每个因素之所有点阵分布，找出中心点，而中心点则代表着每个因素在二维平面上的位子分布，如下图：



由图表发现，可明显看出各变项与学生适性学习较具有相关性依序为：学校办学效能>教师活化教学>学生学习历程>学生家庭因素。

每類各取一題	每類各取一題	每類各取一題	每類各取一題	每類各取兩題	每類各取兩題	全部題目(平均距離)	全部題目(中心點)
學校	學校	學校	教師	學校	教師	學校	學校
教師	教師	教師	學校	教師	學校	教師	教師
學生	學生	學生	學生	家庭	家庭	家庭	學生
家庭	家庭	家庭	家庭	學生	學生	學生	家庭

而从表格中可以发现，其结果大多是学校办学效能以及教师活化教学之排序为前 2 名，而学生学习历程及学生家庭因素都距离学生适性学习太远，代表关联性不强。因此可知，出现此一种现象表示学校办学效能与教师活化教学可能为影响学生适性学习的关键因素，学生学习历程与学生家庭因素则非关键影响因素。

至于为何会形成这些如此微小之差异，推究可能因本研究分析方式，系以每次将各类分别撷取 1 题或 2 题项之过程，内容涵盖择选到较为极端之数值填答题目，是故投入所有的题目一并进行多维标度法比较公平。

## 伍、结论与建议

### 一、结论

#### (一)学校办学效能为影响学生适性学习最重要的因素

透过类神经网络、K-means 分群、多维标度法之三种不同统计分析验证方式，可以发现不论以何种分析方法，结果皆显现学校办学效能是影响学生适性学习最重要的因素。准此以观，学校可以藉由发展特色课程、提升教师教学专业、营造良好学习风气提升学生的学习动机，让学生在学习之过程中获得成功的经验，并将传统教学中视学生为单向且被动的讯息接受者转换为教师与学生双向互动、同侪之间彼此合作学习的主动学习者。

#### (二)三种机器学习方法—类神经网络、K-means 分群、及多维标度法有相同的研究结果，未来教育研究领域可采用机器学习方法进行分析

以往教育领域之数据分析多采用线性模型方式进行分析，若变项中同时包含有连续及非连续变项时，在影响学生适性学习之重要因素中，将无法确定何者扮演关键性的角色。本研究藉由三种不同之机器学习方法验证影响高中生适性学习的关键因素为何，结果皆显示学校办学效能为重要关键因素，由此可知，机器学习方法为可行的统计分析方式，未来教育领域里的研究也可尝试使用机器学习方法进行分析，或是同时使用线性模型与机器学习相互验证研究结果。

## 二、建议

### (一) 审视各校均优质化指标之达成度后，依据检视结果进行补助

本研究分析结果显示，学校对于均优质化之检核指标达成程度，其对于教师活化教学与学生适性入学之认知具有高度影响力。显示学校办学效能之达成程度，其重要关键影响因素分别为教师活化教学与学生适性入学。然，检视我国近年来均优质化政策之推展，教育主管机关多以审核计划作为经费补助标准，检视近几年补助结果，近乎是人人有奖之状态，实无法有效辨别实施之成效。故本研究认为，下一阶段之均优质化方案，建议应依据各校均优质化指标之达成结果进行评鉴审核，再依据结果进行补助。无论系学校表现优秀的部分，抑或是学校目前表现不佳的部分，皆应审视相关计划后再进行经费补助或提供建议回馈，才能有效达到拔尖扶弱，善用资源之成效。

### (二) 教师活化教学对于学生适性学习之影响，尚需要时间与深入研究证明

本研究分析结果显示，教师活化教学对于学生适性学习之认知影响效果有限。研究结果显示，教师活化教学对于学生适性学习之认知程度仅有极少之效果，其影响效果有限，可能原因是教师活化教学刚起步，各校教师对于新的教学方式尚在研究与探索，活化教学相关因素与成效尚需要时间进行教学转化；抑或是教师活化教学对于学生之重要影响在于学习行为，而非适性学习。职是之故，未来可针对相关因素内容深入探究或进行长期纵贯调查。

### (三) 建议后续研究可尝试不同统计方法进行验证

在台湾教育研究领域中，近十年在量化方法论，大多采用结构方程模式之验证探究方式，而采数据探勘(包含判定树、支持向量机、深层学习理论)之相关方法探讨者少，随着大数据理念趋势之发展，资料探勘技术强调能找到一个最适方法或演算机制，探究最符合目标之预测模式以及解读为何要运用此模式或方法。是故，本文尝试以不同统计理论验证相同问题，希冀建置一个妥善方法或演算机制进而达到预测效果的提升。然而，统计方法技术日新月异，建议未来进行后续研究能尝试新的技术方法，以验证或确认相关模式、结构或理论。

## 参考文献

- 江羿臻、林正昌 (2014)。应用判定树探讨中学生学习成就的相关因素。*教育心理学报*，45(3)，303-327。
- 余民宁、韩佩华(2009)。教学方式对数学学习兴趣与学习成就之影响：以 TIMSS 台湾资料为例。*测验学刊*，56(1)，19~48。
- 吴清山 (2005)。知识管理活化教育发展动能：评介 E.Sallis 和 G.Jones 《教育知识管理》。*当代教育研究*，13 (2) ， 229-237。

- 吴清山(2014)。善用活化教学提升学生学习效能。2015年12月10日取自于  
<http://www.kyicvs.khc.edu.tw/images/news/20141111134246.pdf>
- 李敦仁 (2007) 人力资本、财务资本、社会资本与教育成就关联性之研究:Coleman  
家庭资源理论模式之验证。教育与心理研究, 30(3), 111-141。
- 周新富 (2004)。家庭社经地位、家长参与学习与国中生能力分组关系之研究。台  
湾教育社会学研究, 4(2), 113-153。
- 张春兴(1998)。现代心理学。台北市：东华。
- 张景媛 (1988)。教学类型与学习类型适配性研究暨学生学习适应理论模式的验证。  
教育心理学报, 21, 113-172。
- 张新仁(2014)。分组合作学习-改变课堂教学生态的希望工程。师友月刊, 559,  
36-43。
- 张新仁、王金国、田耐青、汪履维、林美惠、黄永和(2015)。104学年度分组合作  
学习成效问卷调查—前测。2015年12月10日取自于  
<http://www.coop.ntue.edu.tw/download.php#>
- 张钿富 (2012)。大学生学习投入理论与评量实务之探讨。Higher Education  
Evaluation, Special Issue (Chinese version), 41-62。
- 教育部 (2015)。十二年国民基本教育实施计划。104年12月20日取自  
<http://12basic.edu.tw/Detail.php?LevelNo=38>
- 黄政杰、张嘉育 (2010)。让学生成功学习：适性课程与教学之理念与策略。课程  
与教学, 13(3), 1-22。
- 黄建翔、蔡明学 (2016)。影响高中职学生学习成就关键因素之研究。教育行政  
与评鉴学刊, 19, 73-98。
- 蔡志明 (2012)。高中优质化辅助方案之政策规划构念。台湾教育评论月刊, 1(10),  
14-21。
- 蔡明学、林新发(2015)。我国后期中等教育适性教育体制建构-子计划二：我国后  
期中等学校入学制度实施成效与发展策略之探讨。国家教育研究院项目报告,  
计划编号：NAER-104-36-C-1-01-02-2-03, 国家教育研究院：新北市。
- 蔡毓智 (2008)。台湾地区国中生家庭教育资源结构之探究及其与学业表现之关  
连 (未出版之博士论文)。国立政治大学, 台北市。
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in  
social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations.  
*Journal of Personality and Social Psychology*, 51, 1173-1182.
- Coleman, J. S., Campbell, E., Hobson, C., McPartland, J., Mood, A., Weinfeld, F. D., &  
York, R. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington, DC: Department  
of Health, Education & Welfare.
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American  
Journal of Sociology*, 94, 95-12.
- Hamel, G. (2012). *What matters now: How to win in a world of relentless change,  
ferocious competition, and unstoppable innovation*. Boston, MA: Harvard

Business Press

- Kuan, P. Y., & Yang, M. L. (2004). Educational achievement and family structure : Evidence from two cohorts of adolescents in Taiwan. *Spring Meeting on Social Stratification, Mobility, and Exclusion, the Research Committee on Social Stratification and Mobility (RC28) of the International Sociological Association*. Neuchatel, Switzerland.
- Lee, J., & Kim, D. G. (2012). Adaptive learning system applied Bruner' EIS theory. *Procedia*, 2, 794-801.
- Martinez-Pons, M. (2002). Parental influences on children's academic self-regulatory development. *Theory into Practice*, 41(2), 126-131.
- Peter, B. (2003). Adaptive and intelligent web-based educational systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 13(2-4), 159-172.
- Ram, B., & Hou, F. (2003). Changes in family structure and child outcome: Role of economic and familial resources. *Policy Studies Journal*, 31, 309.
- Tsai, M. H., & Liu, F. Y. (2013). Multi-group structural equation approach: Examining the relationship among family socioeconomic status, parent-child Interaction, and academic achievement using TASA samples. *International Journal of Intelligent Technologies and Applied Statistics*, 6(4), 353-373.
- Wigfield, A., Eccles, J. S., Schiefele, U., Roeser, R., & Davis-Kean, P. (2006). Development of achievement motivation. In W. Damon & R. Lerner (Eds.). *Handbook of child psychology (6th ed.)*. New York, NY: Wiley.
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.