فصلنامه پژوهش در مسائل تعلیم و تربیت

شماره پیاپی ۵۱- دوره دوم ، شماره ۳۴ – بهار ۹۳

مقاله شماره ۱ - صفحات ۵ تا ۲۴

مدل‌سازی تشخیصی شناختی (CDM) با استفاده از نرم افزار R

دکترافشین افضلی[۱]

چکیده

مدل‌های تشخیصی شناختی(CDM)، برای تعیین تسلط و یا عدم سلطه از افراد در صفات مختلف بر اساس یک ماتریس از ویژگی های از پیش تعیین شده توسعه یافته اند. بر خلاف نظریه سوال- پاسخ (IRT)، که بر تحلیل سطح سوالت و نمرات کسب شده توسط آزمودنی ها متمرکز هستند ، مدل‌های تشخیصی شناختی بر بازخوردهای غیررسمی و تشخیصی در مورد مهارتهای خاصی که باید بهبود یابند ، برای دانش آموزان و معلمان تمرکز دارند. مدلهای مختلفی برای سنجش تشخیصی شناختی طراحی شده‌اند که مدل دینا یکی از پرکاربرترین آنهاست. این مدل دو پارامتر حدس و لغزش را برای هر سوال به همراه ضرایب تشخیص و شاخص برازندگی سوال را برآورد می‌نماید. همچنین احتمال و فراوانی مورد انتظار هر یک از الگوهای صفات و همچنین احتمال کناری هر یک از صفات مکنون در این مدل محاسبه شده و الگوی صفات هر آزمودنی مشخص می‌گردد. نرم افزارهای مختلفی برای مدل‌های CDM پیشنهاد شده‌اند؛ در این مقاله مدل‌سازی CDM با استفاده از نرم افزار R به دلیل مزایایی که این نرم افزار دارد، به همراه یک نمونه پژوهشی با توضیح و تفسیر نتایج اشامل پارامترهای سوال ، احتمال کناری دستیابی به اهداف و همبستگی تتراکوریک بین اهداف رائه شده است.

کلمات کلیدی: مدلهای تشخیصی شناختی، مدل DINA ، نرم افزار R

---

[۱] عضوهیئت علمی دانشگاه بوعلی سینا همدان< afzali.afshin@yahoo.com>

مقدمه

سنجش تشخیص شناختی نوعی از سنجش تربیتی است که به منظور اندازه‌گیری ساختارهای دانش و فرآیندهای مهارت‌های خاص در دانش‌آموزان با هدف فراهم کردن اطلاعات در رابطه با ضعف و قوت‌های آن‌ها، طراحی شده است (لاتیون و گریل، ۲۰۰۷) و هدف آن فراهم کردن اطلاعات معتبر آموزشی است تا با استفاده از آن‌ها معلم بتواند به‌طور مؤثر آموزش‌های بعدی و مکمل را برای پاسخ‌گویی به نیازهای یادگیری هر دانش‌آموز خاص طراحی کند.

در طول ۲۰ سال گذشته، علاقه متخصصین روانسنجی در زمینه مدلهای تشخیصی شناختی[1] (CDMs)، گسترش یافته است. این مدلها شامل مدلهایی آماری هستند که به پژوهشگران اجازه می‌دهند که به‌صورت تجربی فرضیاتی را درباره طبیعت فرآیندهای پاسخدهی که آزمودنی‌ها در زمان پاسخگویی به یک سنجش یا سؤالات یک پرسشنامه استفاده می‌کنند، آزمون نمایند. اگر طرح جمع‌آوری داده‌ها و تئوری زیرساخت، کفایت مناسبی داشته باشد، اطلاعات تجربی دقیقی درباره مولفه‌های ذهنی مداخله‌کننده در فرآیندهای پاسخدهی و چگونگی تعامل میان این مؤلفه‌ها توسط این مدلها قابل دستیابی است. هم‌چنین، مدلهای CDM یک طبقه‌بندی چند متغیره از آزمونی‌ها ایجاد می‌نماید که آن‌ها را براساس مؤلفه‌های ذهنی که زمینه‌ساز فرآیندهای پاسخدهی آن‌هاست، نیمرخ‌بندی می‌نماید، که این نیمرخ ها می‌تواند به منظور شناسایی مسیرهای اصلاحی برای شایستگی در همه مؤلفه‌ها، کمک کننده باشد. (راپ[2]، ۲۰۰۷)

مدلهای تشخیصی شناختی(CDM) مدلهای متغیر مکنون چندبعدی تأییدی احتمالاتی با یک ساختار بارگذاری پیچیده هستند. این مدلها برای مدلسازی متغیرهایی با پاسخ طبقه‌ای مناسب هستند و شامل متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مکنون طبقه‌ای هستند که طبقات نهفته را تولید می‌نمایند. این مدلها قادر به تولید تفسیرها و بازخوردهای چند ملاکی برای اهداف تشخیصی هستند که به یک تئوری زمینه‌ای ـ شناختی برای فرآیندهای پاسخ در اندازه ریز اشاره دارد (راپ، ۲۰۰۷).

با مدل‌سازی بر اساس شیوه‌های سنتی تئوری سؤال–پاسخ[3] توانایی‌های آزمودنی‌ها در طول یک پیوستار مرتب می‌شوند و معمولاً یک نمرهٔ مقیاسی و یا یک رتبهٔ درصدی به عنوان نمرهٔ گزارش شده، ارائه می‌شود،

---

[1] Cognitive Diagnostic Models
[2] Rupp
[3] Item Response Theory

اما نتایج حاصل از نمره‌گذاری بر اساس مدل‌های تشخیصی شناختی(CDMs) متفاوت است، در این مدل‌ها آزمودنی‌ها پروفایل‌های مهارت چند بعدی را دریافت می‌کنند که بر اساس چیرگی یا عدم چیرگی در همهٔ مهارت‌های موجود در آزمون طبقه‌بندی شده‌اند (دیبلو، راسوز و استات[1]، ۲۰۰۷).

استفاده از روش‌های CDM در سنجش مزایایی دارد که در سایر روش‌ها وجود ندارد، در درجه نخست این‌که اکثر مدل‌های IRT ، تک‌بعدی بودن آماری مجموعه داده‌ها را فرض نموده و آن را به عنوان شرط قبلی برای مدرج نمودن سؤالات و برآورد پارامترها نیاز دارند، به عبارت دیگر ، در اکثر مدل‌ها، تک بعدی بودن به عنوان لازمه اصلی برای مشخص نمودن جایگاه آزمودنی‌ها در طی یک پیوستار فرضی، ضروری است. یکی از ویژگی‌های مهم CDM عدم نیاز به تک بعدی بودن است. به نظر می‌رسد تک بعدی بودن تا حدودی در بخش‌های تحصیلی مشکل‌ساز باشد چرا که تحقیقات نشان داده است که ابزارهای سنجش تحصیلی نوعاً مجموعه‌ای از صفات یا خرده مهارت‌ها را مورد توجه قرار می‌دهند که هر کدام از آن‌ها می‌تواند یک بعد آماری جداگانه را ایجاد نماید (آریا دوست، ۲۰۱۱).

هم‌چنین به عنوان یک از مدل‌های IRT چند بعدی، CDM یکی از روش‌های نسبتاً تازه طراحی شده در میان ارزشیاب‌های صفت مکنون است که هم‌زمان هم از روش‌های ریاضی برای برآورد پارامترها و هم از اصول روان‌شناسی شناختی برای متمایز نمودن افراد مسلط و غیر مسلط استفاده می‌نماید. (گیرل، سیوی و ژو، ۲۰۰۹) مدلهای تشخیصی شناختی از این جهت ساخته شده اند تا از طریق اطلاعات هدفمندتری که به شکل پروفایلهای نمره ارائه می دهند، نقص و محدودیت مدلهای IRT را برطرف نمایند (دی لا توره[2]، ۲۰۰۹).

شکلهای متنوعی از مدلهای تشخیصی شناختی (DCMs) در تاریخچه سنجش مطرح شده است. بطورکلی این مدلها انواع موقعیتهایی (مثل انواع سازه، پاسخ، و ابعاد) را پوشش می دهند که مورد علاقه پژوهشگران در روانسنجی و علوم شناختی و یادگیری می باشد.در حال حاضر پژوهشگران به دلیل گستردگی این مدلها در تلاشند تا روابطی را بین این مدلها بیابند و شباهتهایی را جهت یکسان سازی آنها بدست بیاورند. بعنوان مثال مدل DINA ی تعمیم یافته (دی لا توره، ۲۰۱۳)، مدل تشخیصی عمومی (وان داوییر[3]، ۲۰۰۵)، مدل تشخیصی شناختی طولی (هنسون، تمپلین و وایلز[4]، ۲۰۰۹) اثبات نمودند که روند یکسان سازی مدلها در

[1] DiBello. Roussos &. Stout
[2] De la Torre
[3] Von Davier
[4] Henson., Templin & Willse

تاریخچه سنجش وجود دارد. این تلاشها منجر به محبوبیت فزاینده این مدلها شد و نیز موجب تحولی در بین پژوهشگران شد تا مدلهای CDM را برای محققان کاربردی ساده تر و امکانپذیرتر نمایند (یانگ سان[1] و همکاران، ۲۰۱۱).

دو روش برای استفاده از سنجش تشخیصی شناختی برای سنجش مهارت‌ها وجود دارد:

الف) تحلیل داده‌های حاصل از یک سنجش موجود با استفاده از مدل‌های پیچیده‌تر مهارت محور به امید استخراج اطلاعات بیش‌تر نسبت به مقیاس‌سازی‌های تک بعدی یا سایر روش‌های موجود.

ب) طراحی یک آزمون از ابتدا برای یک هدف تشخیص مهارت محور. در طراحی یک سنجش تشخیصی مؤثر برآورده کردن اهداف سنجشی، انگیزه اصلی است. در اغلب کارهایی که در زمینه‌ی مدل‌های تشخیصی انجام شده و در ادبیات پژوهش یافت می‌شود از سنجش تشخیصی به عنوان یک روش پس از وقوع (راه اول) استفاده شده است (دیبلیو و دیگران، ۲۰۰۷).

مدل DINA یک از پرکاربردترین مدلهای CDM در ادبیات این روشهاست . این مدل بدون توجه به تعداد صفتهای بررسی شده در هر ارزیابی به تنهایی برای هر آیتم نیازمند به تخمین دو پارامتر می باشد. بعلاوه زمانی که صفتهای موردنیاز برای یک آیتم دارای اهمیت برابر و مساوی هستند، مدل DINA مناسب بنظرمی رسد. مطالعات مختلفی مدل DINA را بررسی نموده اند. یک بحث کلی از مدل DINA که شامل کاربردها و مدلهای طبقه بندی مرتبط و پنهانی آن است در کارهای دلاتوره و داگلاس[2] (۲۰۰۸)،داگنون و فالماگن (۱۹۹۹)، هرتل (۱۹۸۹)، جانکر و سیجسما[3](۲۰۰۱)، مک ریدی و دایتون (۱۹۷۷)، و تاتسوکا (۲۰۰۲) قابل دستیابی می باشد.

مدل DINA شامل دو بخش می باشد: (۱) فرایند قطعی یا دورازخطا و (۲) فرایند تصادفی. فرایند قطعی با بردار پاسخ پنهان $(\underline{\eta}_i)$ نشان داده می شود که با استفاده از بردار برآورد شده $\underline{\alpha}_i$ محاسبه می شود؛ بعبارت دیگر

$$\underline{\eta}_i = \{\eta_{ij}\}$$

فرمول ۱

[1] Young-sun
[2] de la Torre & Douglas
[3] Junker & sijtsma

$$\eta_{ij} = \prod_{k=1}^{K} \alpha_{ik}^{qjk}$$

فرمول ۲

ارزش عددی ۱ به پاسخ پنهان نشاندهنده این است که آزمودنی دارای همه صفتهای موردنیاز جهت حل آیتم j می باشد در حالیکه ارزش عددی صفر به معنای آن است که آزمودنی یکی از صفتهای موردنیاز برای آیتم را دارا نیست، نه اینکه فاقد همه صفتهای k باشد. مدل DINA قسمت تصادفی موجود در این مدل را نیز پوشش می دهد زیرا پاسخهای دانش آموز اغلب دارای لغزش (خطاهای) غیرمنظم می باشد. قسمت دروازه ای «and» این مدل اسمش را از طبیعت ارتباطی η_{ij} بدست می آورد (دی لا تور ۲۰۰۹). همچنین دو پارامتر جنبه ی سروصدا را مشخص می کند: پارامترهای حدس و پارامترهای لغزش . مدل DINA پارامتر لغزش را با عنوان $s_j = P(X_{ij} = 0 \mid \eta_{ij} = 1)$ و پارامتر حدس را با عنوان $g_j = P(X_{ij} = 1 \mid \eta_{ij} = 0)$ برای آیتم j مشخص می کند. برخلاف موقعیت غیرتصادفی دانش آموزانی که دارای همه صفتها نیستند و گاهی اوقات حدس[1] می زنند (پارامتر حدس) و پاسخ صحیح به یک آیتم می دهند و دانش آموزانی که دارای همه صفتها هستند و گاهی لغزش[2] می کنند (پارامترلغزش) و غلط به یک آیتم پاسخ می دهند. مدل DINA با ترکیب این دو پارامتر این احتمال را محاسبه می کند که آزمودنی i چگونه آیتم j را حل می نماید با توجه به این مسئله که مسیر مهارتهای $\underline{\alpha}_i$ به صورت زیر فرمولبندی می‌شود

$$P_j(\underline{\alpha}_i) = P(X_{ij} = 1 \mid \underline{\alpha}_i) = g_j^{1-\eta_{ij}} (1 - s_j)^{\eta_{ij}}$$

فرمول ۳

ازاینرو برای ارائه پاسخ صحیح به یک آیتم معادله شماره (۱) نیازمند آن است که یک آزمودنی همه صفتهای لازم برای حل آیتم j را داشته باشد آنگونه که ماتریکس Q با اجتناب از خطا آنرا تعریف می کند و برای یک آزمودنی که فاقد صفت خاصی می باشد حدس صحیحی بزند. همچنین اگر هیچکدام از پارامترهای حدس و لغزش وجود ندارند ، پاسخ آزمودنی کاملاً قطعی می شود و نتایج بر تعامل بین مسیر $\underline{\alpha}$ و و بردار Q برای آیتم متکی می باشد. (دی لاتور، ۲۰۰۹). تخمین تأثیرات هم پارامترهای حدس و هم پارامترهای لغزش می

[1] guessing
[2] slipping

تواند منجر به شناسایی یکسری روابط غیردقیق بین تسلط دانش آموز برصفت مورد نیاز و پاسخ دهی به یک آیتم گردد. درنتیجه مربیان و معلمان می توانند بفهمند که آیا یک صفت یا مهارت ویژه جهت دستیابی به یک سطح رتبه بندی معین بر یک دانش آموز یا گروهی از دانش آموزان تسلط دارد. جزئیات الگوریتم EM برای مدل DINA توسط دی لاتوره (۲۰۰۹) ارائه شده اند.

روش:

نرم افزارهای مختلفی به منظور انجام محاسبات ومدلسازی تشخیصی شناختی معرفی شده اند از جمله :

۱- نرم افزارR

۲- نرم افزار Mplus

۳- نرم افزار Apreggio

۴- نرم افزار OX

۵- نرم افزار FlexmIRT

۶- نرم افزار Matematica

با توجه به ویژگیهای مثبتی که نرم افزار R دارد از جمله اینکه یک نرم افزار رایگان و متن باز است و به راحتی قابل استفاده است و همچنین مدلهای بنیادی CDM را پوشش می دهد ، این مقاله به معرفی و آموزش مدلسازی تشخیصی شناختی با استفاده از این نرم افزار اختصاص یافته است. در ادامه پس از معرفی اجمالی این نرم افزار مراحل و گامهای اصلی به منظور انجام محاسبات مدلسازی تشخیصی شناختی با استفاده از این نرم افزار ارایه می گردد. سپس در بخش یافته ها نتایج یک مثال پژوهشی با استفاده از داده های شبیه سازی شده به همراه تحلیل خرو جی ها ارائه می‌گردد.

نرم‌افزار R به همراه برخی عملکرهای پایه‌ای دانلود می‌شود که آماده استفاده هستند، با این حال به منظور بهره‌گیری از بسیاری از عملکردهای نیاز به نصب بسته‌هایی[1] است که کاربر را قادر به استفاده‌های اختصاصی از این نرم‌افزار می‌کنند.

به منظور استفاده از R برای ـ مدلسازی تشخیص شناختی نیاز به نصب بسته‌ی نرم‌افرازی CDM می‌باشد. البته بسته‌ای نیز به نام NPCD نیز برای مدل‌های ناپارامتری تشخیص شناختی وجود دارد

بسته CDM فرآیند برآورد پارامترها برای دو مدل اصلی CDM یعنی مدل‌های DINA و DINO (دلاتوره و داگلاس، ۲۰۰۴، جانکرو سیجسما، ۲۰۰۱، تمپلین و هنسون ۲۰۰۶)، مدل تعمیم‌یافته‌ی DINA برای

[1] Packages

صفات دو ارزشی (GDINA، دلاتوره ۲۰۱۱) و صفات چند ارزشی (GDINA، چن[1] و دلاتوره، ۲۰۱۳) مدل تشخیص تعمیم‌یافته (GDM، ون داویر، ۲۰۰۸) و مدل گسترش یافته‌ی آن برای مدل طبقات متغیر مکنون چندبعدی IRT (بارتولوچی[2]، ۲۰۰۷) و هم‌چنین ابزارهای لازم برای تحلیل داده‌ها تحت مدل‌های فوق را، فراهم می‌سازد. (روبیتزش، ۲۰۱۳)

همانگونه که گفته شد با توجه به کاربرد فراوان مدل DINA در این مقاله به این مدل پرداخته شده است، اطلاعات لازم برای استفاده از سایر مدل‌ها در راهنمای بسته‌ی CDM که توسط روبیتزش و همکاران (۲۰۱۳) تدوین شده، قابل دستیابی است.

برای بارگذاری بسته CDM می‌توان از طریق منو اقدام نمود به این منظور باید از منوی Packages ، گزینه load package را انتخاب نمود سپس در پنجره‌ای که باز می‌شود که شامل لیستی از تمامی بسته‌ها نصب شده است، در این لیست گزینه CDM انتخاب می‌شود.

برای انجام تحلیل‌های CDM دو دسته داده مورد نیاز است:

الف) فایل داده‌ها ب) ماتریس Q

در هر بار استفاده از نرم‌افزار R ضروری است، مسیر کاری[3] مطابق آدرس که فایل‌های فوق در آن ذخیره شده‌اند تغییر یا به‌طور مثال اگر فایل‌های فوق در داریو E و پوشه‌ی work ذخیره شده باشند با دستور زیر مسیر تغییر خواهد یافت.

Setwd ("E:/work")

هم‌چنین این عمل را می‌توان از طریق منوی File و انتخاب گزینه‌ی Change dir… و در ادامه انتخاب مسیر مورد نظر انجام داد.

لازم به ذکر است که کلیه خروجی‌های نرم‌افزار R تا پایان استفاده از نرم‌افزار در این نوبت در آدرس فوق ذخیره خواهد شد. اما در هر بار استفاده از نرم‌افزار R ضروری است اقدامات فوق دوباره انجام شود.

نرم‌افزار R به راحتی قابلیت استفاده از داده‌های ذخیره شده در نرم‌افزارهای معمول آماری از جمله SPSS و Excel را دارد. اما برای این‌کار باید داده‌ها را با فرمت txt. در Excel و CSV. در SPSS ذخیره نمود.

همانگونه که توضیح داده شد فایل داده‌ها شامل پاسخ آزمون‌ها در سطر و سؤالات در ستون‌های فایل است تصویر شماره بخشی از فایل داده های مورد استفاده در این پژوهش را نمایش می‌دهد ، در این فایل سطر

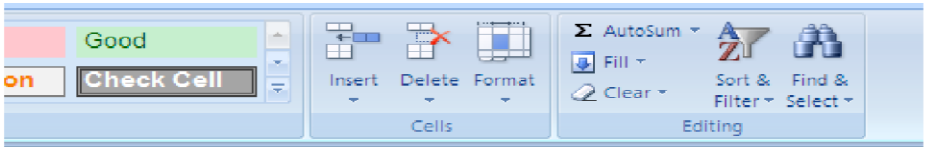
[1] Chen
[2] Robitzsch
[3] Working directory

اول نامی است که به هر سوال اختصاص داده شده و سطرهای بعدی پاسخ هر آزمودنی به هر سوال است (۱برای پاسخ درست و صفر برای پاسخ نادرست).

N	M	L	K	J	I	H	G	F	E	D	C	B	A
4	q13	q12	q11	q10	q9	q8	q7	q6	q5	q4	q3	q2	q1
	0	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	1
	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1
	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0
	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0
	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1
	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1
	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0
	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0
	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	1	0	1
	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0
	0	1	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	1
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1
	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1

شکل ۱فایل داده های ذخیره شده در Excel

در ماتریس Q بر اساس مدل شناختی که از قبل طراحی شده چنانچه سوالی به یک صفت مرتبط باشد به آن عدد ۱ در صورت عدم ارتباط عدد صفر اختصاص می‌یابد. در فایل ماتریس Q سؤالات در سطرها و صفت‌ها در ستون‌ها قرار می‌گیرند. شکل شماره ۲ ، فایل ماتریس Q را که در این مقاله استفاده شده است، نشان میدهد.



G	F	E	D	C	B	A
		attribute5	attribute4	attribute3	attribute2	attribute1
		1	0	0	1	0
		1	1	0	0	0
		0	0	0	1	1
		0	0	1	1	1
		1	0	0	1	0
		1	0	1	0	0
		1	0	1	1	1
		0	1	0	0	1
		1	0	1	1	1
		0	0	1	0	0
		1	0	0	0	1
		0	0	1	1	0
		0	1	0	1	1
		0	0	1	0	0
		1	0	1	0	1

شکل ۲ماتریس Q شامل پنج صفت دخیره شده در Excel

برای فراخوانی این فایل‌ها در نرم‌افزار R ، به‌طور مثال اگر فایل داده‌ها با نام Data1 و فایل ماتریس Q با نام Qmatrix و هر دو با پسوند txt. (از طریق نرم‌افزار Excel) در آدرسی که مسیر کاری R است ذخیره شده باشند برای خواندن این فایل‌ها به ترتیب از دستورات زیر استفاده می‌شود.

Datafile <- read.table ("Data1.txt , header = TRUE)

Qmtx<-read.table("Q matrix.txt , header = TRUE)

با دستورات فوق جدولی از داده‌ها تحت عنوان Data file و جدولی از ماتریس Q به نام Qmtx در نرم‌افزار R ذخیره می‌شود. عبارت TRUE در مقابل header به این معناست که سطر اول فایل داده‌ها، عنوان هر ستون است، در صورتی که فایل داده‌ها فاقد عنوان باشد واژه‌ی FALSE ذکر می‌شود.

لازم به ذکر است که در هر بار استفاده از نرم‌افزار R برای کاربر روی داده‌های فوق باید جداول با دستورات فوق فراخوانی شود.

هم‌چنین نرم‌افزار R می‌تواند به‌صورت غیرمستقیم و به کمک بسته نرم‌افزاری foreign داده‌های نرم‌افزاری SPSS را بخواند، دستور خواندن به‌صورت (" مسیر و نام فایل") read.SPSS است. (موسوی ندوشن، ۱۳۹۱)

با اجرای دستور زیر محاسبات مربوط به مدل DINA انجام می‌شود از این مرحله به بعد دستورهایی برای مشاهده نتایج تحلیل باید اجرا شود.

dina<-dina(data=Datafile,qmatrix=Qmtx,rule="DINA")

برای محاسبه پارامترهای حدس و لغزش و خطاهای استاندارد مربوط به آن‌ها از دستور زیر استفاده می‌شود.

dina$coef

همچنین از دستور زیر می‌توان به منظور محاسبه احتمال چیرگی آزمودنی‌ها در هر یک از طبقات متغیر مکنون استفاده نمود.

dina$posterior

دستور زیر برای محاسبه احتمال وقوع هر یک از الگوهای متغیر مکنون و فراوانی مورد انتظار طبقات صفات استفاده می‌شود:

dina$attribure.patt

دستور

Print(dina)

الگوهای مهارتی که بیش‌ترین احتمال را دارند مشخص می‌نماید. و هم‌چنین از دستور زیر برای محاسبه شاخص‌های اصلی برای هر یک از آیتم‌ها استفاده می‌شود (راوند[1] و همکاران،۲۰۱۳).

Summary(dina)

یافته ها :

در ادامه نتایج مدلسازی تشخیصی شناختی بر اساس مدل DINA با استفاده از داده های شبیه سازی شده ارائه شده است . برای انجام محاسبات پاسخهای ۱۰۰۰ نفر در یک آزمون ۳۰ سوالی شبیه سازی شده است. بر اساس ماتریس Q هر سوال به یک صفت مکنون مرتبط شده است . در مجموع ۵ صفت مکنون به عنوان صفات اصلی در این پژوهش در نظر گرفته شده اند. بخشی از ماتریس Q استفاده شده در این مثال

[1] Ravand

پژوهشی در شکل ۲ نشان داده شده است . در ادامه یافته های پژوهش بر اساس خروجی های نرم افزار R که در بخش روش آموزش داده شد آورده شده است.

جدول ۱ پارامترهای حدس و لغزش سوالات

سوال	حدس	لغزش	سوال	حدس	لغزش
سوال۱	۰/۰۹۵	۰/۱۰۵	سوال۱۶	۰/۱۲	۰/۰۹۹
سوال۲	۰/۰۸۴	۰/۱۰۹	سوال۱۷	۰/۰۸۱	۰/۱۲۴
سوال۳	۰/۱۰۳	۰/۰۷۹	سوال۱۸	۰/۰۹۴	۰/۰۴۹
سوال۴	۰/۰۹۸	۰/۰۹۵	سوال۱۹	۰/۰۸۴	۰/۰۶۸
سوال۵	۰/۱۴۳	۰/۰۹۲	سوال۲۰	۰/۱	۰/۱۲۲
سوال۶	۰/۰۹۲	۰/۱۰۲	سوال۲۱	۰/۱۰۷	۰/۱۰۲
سوال۷	۰/۱۱۱	۰/۱۰۶	سوال۲۲	۰/۱۰۶	۰/۱۴۸
سوال۸	۰/۱۱۵	۰/۱۰۸	سوال۲۳	۰/۱۰۷	۰/۰۶
سوال۹	۰/۱۰۴	۰/۱۰۳	سوال۲۴	۰/۱۰۶	۰/۱۰۸
سوال۱۰	۰/۱۰۳	۰/۱۰۸	سوال۲۵	۰/۰۹۶	۰/۰۶۲
سوال۱۱	۰/۱	۰/۰۸۴	سوال۲۶	۰/۰۸۵	۰/۰۶۳
سوال۱۲	۰/۱۰۳	۰/۰۷۴	سوال۲۷	۰/۰۸۹	۰/۱۰۹
سوال۱۳	۰/۱۲۲	۰/۱۱۵	سوال۲۸	۰/۱۰۹	۰/۱۳۲
سوال۱۴	۰/۱۰۱	۰/۰۷	سوال۲۹	۰/۰۸۶	۰/۱۴۵
سوال۱۵	۰/۱۲۵	۰/۱۱۶	سوال۳۰	۰/۱۰۵	۰/۱۶

جدول فوق پارامترهای حدس و لغزش براساس مدل DINA را نشان می‌دهد، براساس اطلاعات مندرج در این جدول پایین‌ترین ضریب حدس مربوط به سؤال‌های ۲ و ۱۹ با اندازه‌های ۰/۸۴ و بالاترین ضریب حدس مربوط به سوالهای ۵ و ۱۵ با مقادیر ۰/۱۴۳ و ۰/۱۲۵ می‌باشد. این ضرایب احتمال پاسخ‌گویی درست به سؤال برای دانش‌آموزانی است که به مهارت‌های موردنیاز برای پاسخ‌گویی به سؤال تسلط ندارند.

همچنین پایین‌ترین مقدار لغزش مربوط به سؤالات ۲۳ و ۲۵ با مقادیر ۰/۰۶ و ۰/۰۶۲ است و بالاترین ضریب لغزش مربوط به سوالهای ۲۸ و ۲۹ با مقادیر ۰/۱۴۵ و ۰/۱۳۲ می‌باشد. این ضریب نشان‌دهنده احتمال پاسخ‌گویی غلط به سؤال برای دانش‌آموزانی است که به مهارت‌های موردنیاز برای پاسخ‌گویی به سؤال تسلط دارند.

هرچه پارامترهای حدس و لغزشی در سؤال کوچک‌تر باشد، نشان‌دهنده برازش بهتر میان طرح سنجش تشخیصی، داده‌های تجربی و مدل‌شناختی است (راوند و همکاران ۲۰۱۳)

جدول ۲ ضرایب تشخیص و RMSEA سوالات

سوال	IDI	RMSEA	سوال	IDI	RMSEA
سوال۱	۰/۸۰۰	۰/۰۶۹۹۶	سوال۱۶	۰/۷۸۱	۰/۰۶۸۸۲
سوال۲	۰/۸۰۷	۰/۰۶۲۳۵	سوال۱۷	۰/۷۹۵	۰/۰۶۵۷۱
سوال۳	۰/۸۱۸	۰/۰۶۳۴۳	سوال۱۸	۰/۸۵۷	۰/۰۵۴۶۵
سوال۴	۰/۸۰۸	۰/۰۶۵۹۷	سوال۱۹	۰/۸۴۸	۰/۰۴۸۱۳
سوال۵	۰/۷۶۴	۰/۰۶۳۲۵	سوال۲۰	۰/۷۷۸	۰/۰۷۴۰۶
سوال۶	۰/۸۰۶	۰/۰۷۸۴۶	سوال۲۱	۰/۷۹۱	۰/۰۶۲۵۵
سوال۷	۰/۷۸۳	۰/۰۷۶۱۵	سوال۲۲	۰/۷۲۴	۰/۰۶۴۵۵
سوال۸	۰/۷۷۷	۰/۰۶۹۰۶	سوال۲۳	۰/۸۳۲	۰/۰۵۷۹۹
سوال۹	۰/۷۹۳	۰/۰۶۴۷۷	سوال۲۴	۰/۷۸۶	۰/۰۷۱۸۲
سوال۱۰	۰/۷۸۸	۰/۰۶۴۶۶	سوال۲۵	۰/۸۴۲	۰/۰۶۴۲۷
سوال۱۱	۰/۸۱۵	۰/۰۵۲۱۸	سوال۲۶	۰/۸۵۲	۰/۰۵۴۷۶
سوال۱۲	۰/۸۲۳	۰/۰۶۵۸۶	سوال۲۷	۰/۸۰۲	۰/۰۴۰۱۲
سوال۱۳	۰/۷۶۳	۰/۰۷۹۹۱	سوال۲۸	۰/۷۵۸	۰/۰۵۵۰۴
سوال۱۴	۰/۸۲۹	۰/۰۶۱۴۲	سوال۲۹	۰/۷۶۹	۰/۰۵۰۵۱
سوال۱۵	۰/۷۵۹	۰/۰۶۹۸۲	سوال۳۰	۰/۷۳۵	۰/۰۶۲۶۳

جدول شماره ۲ شاخص‌های تشخیص سؤال[1] (IDI) و شاخص برازندگی سؤال (RMSEA) را ارائه می‌نماید. شاخص IDI رابطه معکوسی با شاخص‌های حدس و لغزش دارد و هرچه این شاخص کوچک‌تر باشند، شاخص بهتری تشخیص سؤال بالاتر است. دلاتوره و پارک (۲۰۱۲) نحوه محاسبه این شاخص برای هر سؤال را با استفاده از فرمول زیر بیان نموده‌اند.

$$IDI_j = ۱ - S_j - g_j$$

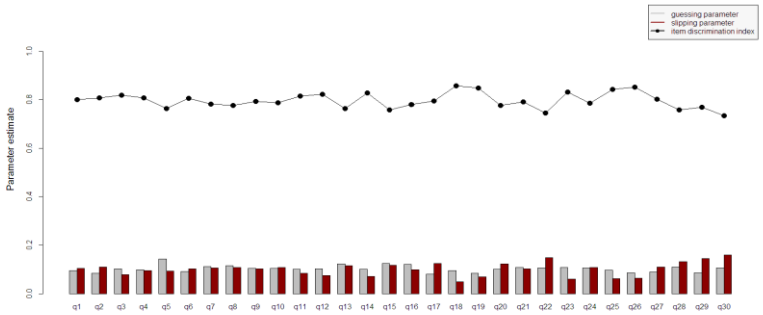
فرمول ۴

شاخص RMSEA نیز میزان برازندگی سؤال با مدل شناختی را نشان می‌دهد، این شاخص براساس توزیع

[1] Item Discrimination Index

حتی دولت هرچه کوچک‌تر باشد، نشان‌دهنده برارزش بالاتر سؤال با مدل است به‌صورت معمول سؤالات با شاخص RMSEA کوچک‌تر از ۰/۰۵ را سؤال دارای بهترین برازندگی با مدل و سؤالات با RMSEA بزرگ‌تر از ۰/۱ را فاقد بر ارزش با مدل معرفی می‌نمایند.

براساس نتایج مندرج در جدول سؤالات ۱۸ و ۲۶ با شاخص‌های IDI برابر با ۰/۸۵۷و ۰/۸۵۲ بهترین شاخص تشخیص و سؤالات ۲۷ و ۱۹ و با شاخص RMSEA برابر با ۰/۰۴۰۱۲ و ۰/۰۴۸۱۳ بیش‌ترین میزان برازش با مدل را دارا هستند



شکل ۳پارامترهای حدس و لغزش و ضرایب تشخیص سوالات

شکل ۳ پارامترهای حدس و لغزش و ضرایب تشخیص هر یک از ۳۰ سوال را به صورت نمودار نمایش می دهد. همانگونه که در نمودار مشخص است هر چه حدس و لغزش کمتر باشند ، ضریب تشخیص سوال بالاتر است.

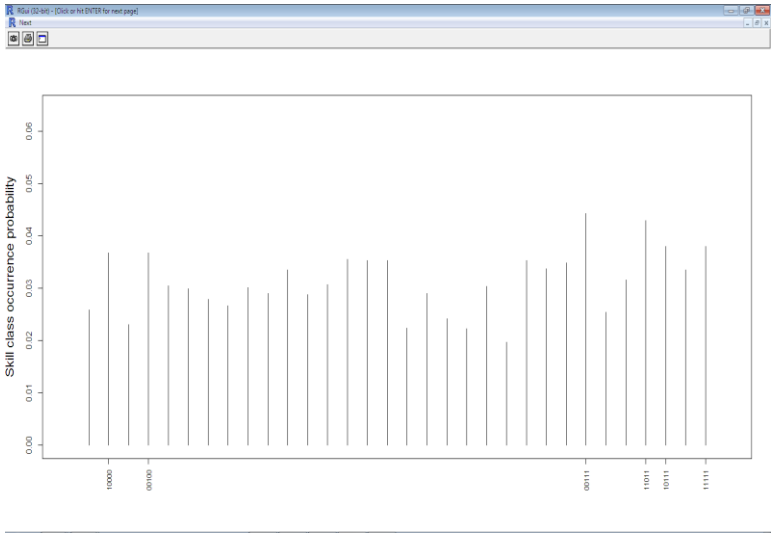
جدول ۳ احتمال و فراوانی موردانتظار طبقات الگوی صفات

الگوی صفات	احتمال	فراوانی مورد انتظار	الگوی صفات	احتمال	فراوانی مورد انتظار
00000	۰/۰۲۵۷۷	۲۵/۷۷	**11100**	۰/۰۲۲۳۹	۲۲/۳۹
10000	۰/۰۳۶۶۸	۳۶/۶۸	**11010**	۰/۰۲۸۹۹	۲۸/۹۹
01000	۰/۰۲۲۹۷	۲۲/۹۷	**11001**	۰/۰۲۴۱۴	۲۴/۱۴
00100	۰/۰۳۶۷۵	۳۶/۷۵	**10110**	۰/۰۲۲۱۹	۲۲/۱۹
00010	۰/۰۳۰۴۵	۳۰/۴۶	**10101**	۰/۰۳۰۳۰	۳۰/۳۰
00001	۰/۰۲۹۸۷	۲۹/۸۷	**10011**	۰/۰۱۹۶۸	۱۹/۶۸
11000	۰/۰۲۷۸۷	۲۷/۸۷	**01110**	۰/۰۳۵۲۶	۳۵/۲۶
10100	۰/۰۲۶۶۱	۲۶/۶۱	**01101**	۰/۰۳۳۷۳	۳۳/۷۳
10010	۰/۰۳۰۱۰	۳۰/۰۹	**01011**	۰/۰۳۴۸۶	۳۴/۸۶

۴۴/۲۴	۰/۰۴۴۲۴	**00111**	۲۸/۹۳	۰/۰۲۸۹۳	10001
۲۵/۴۱	۰/۰۲۵۴۱	**11110**	۳۳/۴۸	۰/۰۳۳۴۸	01100
۳۱/۶۰	۰/۰۳۱۶۰	**11101**	۲۸/۷۰	۰/۰۲۸۷۰	01010
۴۲/۸۵	۰/۰۴۲۸۵	**11011**	۳۰/۶۷	۰/۰۳۰۶۷	01001
۳۷/۹۸	۰/۰۳۷۹۸	**10111**	۳۵/۴۹	۰/۰۳۵۴۹	00110
۳۳/۴۲	۰/۰۳۳۴۲	**01111**	۳۵/۳۰	۰/۰۳۵۲۹	00101
۳۷/۹۹	۰/۰۳۷۹۹	**11111**	۳۵/۲۸	۰/۰۳۵۲۸	00011

جدول شماره احتمال وقوع هریک از طبقات مهارت براساس ارتباط تعریف شده میان سؤالات و صفات مکنون در ماتریس Q را نشان می‌دهد همچنین در این جدول فراوانی مورد انتظار برای هر طبقه از الگوی مهارت نیز ارائه شده است، براساس اطلاعات مندرج در جدول شایع‌ترین الگوهای صفات در نمونه مورد پژوهش الگوی (00111) با احتمال وقوع ۰/۰۴۴۲۴ و فراوانی مورد انتظار ۴۴/۲۴ نفر و الگوی (10011) با احتمال وقوع ۰/۰۱۹۶۸ و فراوانی موردانتظار ۶۸/ کم‌ترین شیوع را در نمونه داشته‌اند.

در مجموع ۰/۰۳۷۹۹ درصد احتمال تسلط به همه مهارت‌ها (۱ ۱ ۱ ۱ ۱) و ۰/۰۲۵۷۷ درصد احتمال عدم تسلط در همه مهارت‌ها (۰ ۰ ۰ ۰ ۰) وجود دارد.



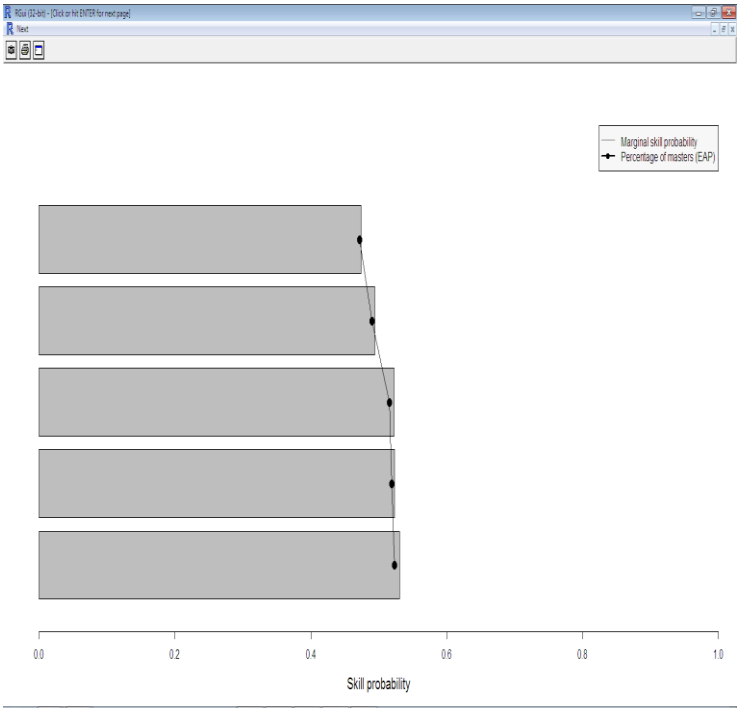
شکل ۴ احتمال کناری طبقات الگوی صفات

شکل ۴ احتمال هر یک از طبقات الگوی صفات را نمایش می دهد.

جدول ۴ احتمال کناری تسلط به صفات پنج گانه در نمونه مورد مطالعه

صفت	احتمال
صفت ۱	۰/۴۷۳
صفت ۲	۰/۴۹۴
صفت ۳	۰/۵۲۲
صفت ۴	۰/۵۲۲
صفت ۵	۰/۵۳۰

جدول شماره ۴ احتمال کناری تسلط به هر یک از مهارت‌های پنج‌گانه را نمایش می‌دهد با توجه به نتایج جدول صفت ۵ بیش‌ترین احتمال با احتمال ۰/۵۳ و صفت ۱ کم‌ترین احتمال با احتمال ۰/۴۳ دارا هستند، به عبارت دیگر ۵۳ درصد شرکت‌کنندگان در مهارت ۵ و ۴۷ درصد در مهارت یک به تسلط رسیده‌اند.



شکل ۵ احتمال کناری مهارتهای پنج گانه

شکل شماره ۵ احتمال هر یک از صفات را به صورت نمودار نمایش می‌دهد

جدول5 همبستگی تتراکوریک صفات پنج گانه

	صفت ۱	صفت ۲	صفت ۳	صفت ۴	صفت ۵
صفت ۱	۱	۰/۰۴۴	-۰/۰۸۱۱	-۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۲۶
صفت ۲	۰/۰۴۴	۱	-۰/۰۳۹	۰/۰۵۶	۰/۰۴۳
صفت ۳	-۰/۰۸۱	-۰/۰۳۹	۱	-۰/۰۰۶	۰/۰۴۷
صفت ۴	-۰/۰۱۶	۰/۰۵۶	-۰/۰۰۶	۱	۰/۰۵۵
صفت ۵	۰/۰۱۳	۰/۰۴۳	۰/۰۴۶	۰/۰۵۵	۱

جدول شماره ۵ همبستگی تتراکوریک میان صفت‌ها را نشان می‌دهد همان‌گونه که در جدول مشخص است صفت های ۱ و ۳ دارای بالاترین همبستگی (منفی) با مقدار ۰/۰۸ و صفت های ۱ و ۵ دارای کم‌ترین همبستگی با مقدار ۰/۰۱۲ هستند.

بحث و نتیجه گیری

با استفاده از مدل‌های تشخیص شناختی (CDM) علاوه بر پروفایل‌های کاربردی برای آزمودنی‌ها، پارامترها و ویژگی‌های روان‌سنجی آزمون و سؤالات نیز برآورد می‌گردد. از آن‌جا که در پژوهش حاضر مدل DINA استفاده شده است پارامترها و ضرایب نیز که توسط این مدل برآورد می‌گردند در بخش یافته‌ها آورده شده‌اند دو پارامتر اصلی این مدل یعنی پارامترها حدس و لغزش میزان حدس‌پذیری سؤالات آزمون توسط آزمودنی‌هایی که به صفات مورد نیاز برای پاسخ‌گویی به آن سؤال تسلط ندارند (پارامتر حدس) هم‌چنین احتمال پاسخ‌گویی غلط به سؤال توسط آزمون‌هایی که به صفات مورد نیاز برای پاسخ‌گویی به آن سؤال تسلط ندارند (پارامتر لغزش) را مشخص می‌نمایند براساس یافته‌های این پژوهش کلیه سؤالات از امکان حدس و لغزش پائینی برخوردار بوده‌اند که با توجه به شبیه‌سازی بودن پاسخ‌ها طبیعی است.

هم‌چنین در این مدل یک ضریب تشخیص سؤال (IDI) برای هر سؤال ارائه می‌شود که نشان‌دهنده توانایی سؤال در تشخیص تسلط آزمودنی‌ها در صفات مکنون معرفی شده در ماتریس Q است در مثال حاضر کلیه سؤالات از ضریب تشخیص بالاتر از ۰/۷ برخوردار بوده‌اند.

یکی دیگر از ضرایب ارائه شده توسط این مدل ضریب RMSEA است که نشان‌دهنده میزان برازندگی سؤال با مدل شناختی تعریف شده است. هرچه این ضریب کوچک‌تر باشد برازندگی سؤال با مدل بیش‌تر است در مثال حاضر همه سؤالات دارای ضریب RMSEA کوچک‌تر از ۰/۰۵ بوده‌اند.

مدل DINA آزمودنی‌ها را در الگوهای صافت معرفی شده براساس ماتریس Q طبقه‌بندی نموده و ضمن محاسبه احتمال هر کدام از الگوهای صفات فراوانی مورد انتظار هر الگو را نیز محاسبه می‌نماید. در این مثال کلیه طبقات از احتمال نسبتاً مشابهی برخوردار هستند. اما در پژوهش‌های تجربی حتماً نتایج طبقات با توجه به صفات مرتبط با هر الگو متفاوت خواهد بود.

یکی دیگر از خروجی‌های مدل DINA احتمال تسلط به هر یک از صفات (مهارت‌های) مکنون براساس نتایج حاصل از داده‌های تجربی است که استفاده از آن می‌تواند در طراحی دوره‌های آموزشی مکمل توسط برنامه‌ریزی این استفاده شود. در پژوهش حاضر بیش‌ترین احتمال مربوط به صفت ۵ (۰/۵۳) و کم‌ترین احتمال مربوط به صفت ۱ (۰/۴۷) است. با توجه به کاربردهای فراوان مدل‌های CDM در زمینه بررسی ویژگی‌های روان‌سنجی آزمون‌های قبلی، ساخت آزمون‌های براساس مدل‌های شناختی و غیرشناختی، تشخیص مشکلات یادگیری عمومی و اختصاصی در سطح مدرسه، کلاس و دانش‌آموز و ارائه بازخوردهای کاربردی به دانش‌آموزان، مدیران و سیاست‌گذاران استفاده از این مدل‌ها در علوم مختلف توصیه می‌شود.

هم‌چنین کاربرد مدل‌های مختلف CDM و مقایسه نتایج این مدل‌ها در جوامع یکسان و متفاوت و همچنین مقایسه با نتایج تئوری کلاسیک و تئوری سوال پاسخ می‌تواند زمینه مناسبی برای پژوهش‌های آتی باشد.

منابع

موسوی ندوشنی، سید سعید. (۱۳۹۱). آشنایی با زبان محاسباتی R. جزوه آموزشی. دانشگاه صنعت آب و برق (شهید عباسپور)

Aryadoust, V. (2011). Cogniittiive diiagnosttiic assessmentt as an allternattiive measurementt model. JALT Testing & Evaluation SIG Newsletter. March 2011. Vol. 15 #1. pp. 2-6.

Bartolucci, F. (2007). A class of multidimensional IRT models for testing unidimensionality and
clustering items. Psychometrika, 72, 141-157.
Chen, J., & de la Torre, J. (2013). A general cognitive diagnosis model for expert-defined polytomous
attributes. Applied Psychological Measurement, 37, 419-437.

De la Torre, J. (2009). DINA model and parameter estimation. Journal of Educational and Behavioral Statistics, 34, 115–130.

De la Torre, J. (2013). The generalized DINA model framework. Psychometrika.
de la Torre, J., & Douglas, J. (2004). Higher-order latent trait models for cognitive diagnosis.
Psychometrika, 69(3), 333-353.
de la Torre, J., & Douglas, J. (2004). Higher-order latent trait models for cognitive diagnosis.
Psychometrika, 69, 333–353.

DiBello, L,V. Roussos, L, A. Stout, W. (2007) . Review of Cognitively Diagnostic Assessment and a Summary of Psychometric Models. Handbook of statistics, 26

Gierl, M, J. Alves, C. (2010) Using pricipeld test design to develop and evaluate a diagnostic mathematics assessment in grade 3 and 6. Paper presented

at the annual meeting of the American educational research association . Denever , Co, USA

Henson, R., Templin, J., & Willse, J. (2009). Defining a family of cognitive diagnosis models using log-linear models with latent variables. Psychometrika, 74(2), 191-210.

Junker, B. W., & Sijtsma, K. (2001). Cognitive assessment models with few assumptions, and
connections with nonparametric item response theory. Applied Psychological Measurement, 25,
258–272.

Ravand, H. Barati, H & Widhiarso, W. (2013) Exploring Diagnostic Capacity of a High Stakes Reading Comprehension Test: A Pedagogical Demonstration. Iranian Journal of Language Testing Vol. 3, No. 1

Robitzsch, A. Kiefer, T. George, A. Uenlue,A. (2013). Package 'CDM'. https://sites.google.com/site/alexanderrobitzsch/software

Rupp, A, A. Templin J, L. (2007). Review Article: Unique Characteristics of Cognitive Diagnosis Models. Educational and Psychological Measurement

Von Davier, M. (2005). A general diagnostic model applied to language testing data (RR-05-16). Princeton, NJ: Educational Testing Service.

Von Davier, M. (2008). A general diagnostic model applied to language testing data. British Journal
of Mathematical and Statistical Psychology, 61, 287-307.
of attribute mastery in Massachusetts, Minnesota, and the U.S. National sample using the TIMSS 2007. International journal of testing, 11:2, 144-177.

Young-sun, L. & Yoon Soon, P. (2011) . A cognitive diagnostics modeling