การใช้โมเดล DINA และ G-DINA เพื่อวินิจฉัยความรอบรู้ทางการพยาบาล

Using DINA and G-DINA Models for Diagnosis Nursing Knowledge

ศุภามณ จันทร์สกุล[1] และสุกัญญา บุญศรี[2]

Suphamon Chansakul[1] and Sukanya Boonsri[2]

[1]คณะพยาบาลศาสตร์ มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย

[1]Faculty of Nursing, Eastern Asia University

[2]คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชมงคลธัญบุรี

[2]Faculty of Technical Education, Rajamangala University of Technology Thanyaburi

บทคัดย่อ

โมเดลวินิจฉัยจัดประเภทเป็นวิธีการที่น่าสนใจในการประเมินวินิจฉัยความรอบรู้ทางการพยาบาล จุดประสงค์ในการนำเสนอบทความนี้เพื่อนำเสนอวิธีการประเมินวินิจฉัยโดยใช้โมเดลทางสถิติ ในการวินิจฉัยจะใช้วิธีการทางสถิติประมาณค่าคุณลักษณะ/ทักษะต่าง ๆ ที่ต้องการวัดเพื่อจัดประเภทผู้สอบ โมเดลสถิติในการวินิจฉัยจัดประเภท ได้แก่ G-DINA Model เป็นโมเดลแบบชดเชยได้ การตอบถูกในข้อคำถามนั้นโดยทักษะบางทักษะสามารถถูกชดเชยได้ด้วยทักษะที่สูงกว่า และ DINA Model เป็นโมเดลแบบไม่ชดเชยซึ่งผู้สอบจะตอบถูกเมื่อมีทักษะครบทุกทักษะในข้อคำถามนั้น การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลพิจารณาจากค่าสถิติความสอดคล้องโดยพิจารณาค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลเชิงสัมบูรณ์และเชิงสัมพัทธ์

คำสำคัญ: โมเดลวินิจฉัยจัดประเภท, โมเดลการชดเชยได้, โมเดลการไม่ชดเชย, โมเดล DINA, โมเดล G-DINA

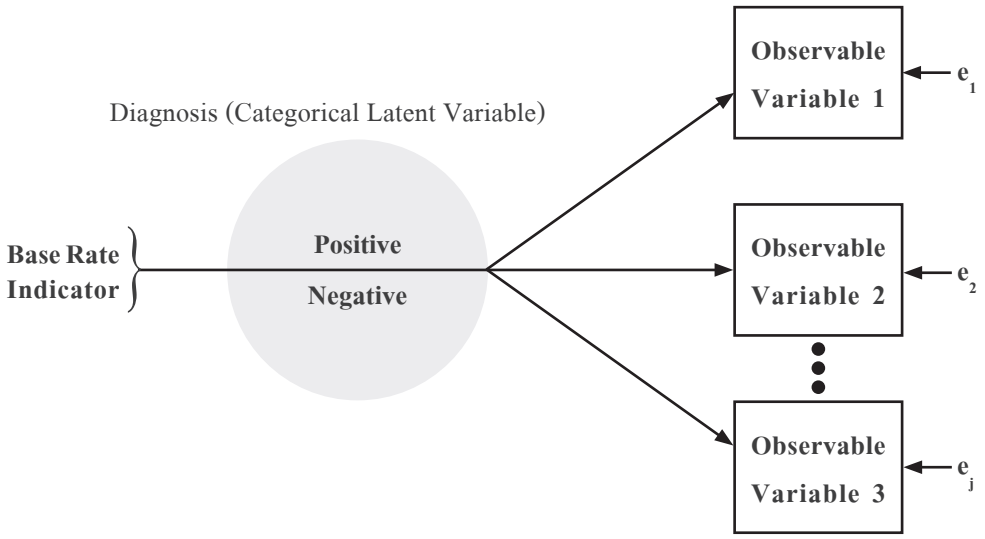
Abstract

The Diagnostic Classification Models (DCMs) are promoted as an interesting method for diagnosis nursing knowledge. The purpose of this article is to propose DCMs. Statistical estimations were used to assess skills and produce classifications. Statistical models were analyzed by using two DCMs, G–DINA and DINA models. The G-DINA Model is compensatory model; skills can be compensated with higher skills, and the DINA Model is non-compensatory model, which all skills were required. The Efficiency of DCMs were considered by the absolute fit indices and the relative fit indices.

Keywords: diagnostic classification models, compensatory models, non-compensatory models, DINA model, G-DINA model

บทนำ

โมเดลวินิจฉัยจัดประเภทเป็นวิธีการที่น่าสนใจในการประเมินวินิจฉัยความรอบรู้ทางการพยาบาล จุดประสงค์ในการนำเสนอบทความนี้เพื่อนำเสนอวิธีการประเมินวินิจฉัยโดยใช้โมเดลทางสถิติ ในการประเมินวินิจฉัยทางพุทธิปัญญา (Cognitive Diagnostic Assessment--CDA) เป็นการค้นหาแบบแผนการคิดคุณลักษณะ/ทักษะต่าง ๆ ของผู้เรียนซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงระดับของความรอบรู้ที่แสดงถึง มโนทัศน์ ความรู้และความเข้าใจที่ถูกต้อง (จุดแข็ง) และข้อบกพร่องที่แสดงถึง มโนทัศน์คลาดเคลื่อน และการพร่องความรู้ (จุดอ่อน) ในการเรียนของผู้เรียน (Leighton & Gierl, 2007; Rupp, Templin & Henson, 2010) สารสนเทศที่ได้จะเป็นข้อมูลย้อนกลับ (feedback) สำคัญทำให้ผู้เรียนเห็นข้อบกพร่องในการเรียนของตน ตลอดจนเป็นประโยชน์ต่อผู้สอนในการปรับแก้และพัฒนาการเรียนให้เหมาะสมกับผู้เรียนแต่ละรายบุคคล ตัวอย่างของการวินิจฉัยจัดประเภทครั้งนี้ผู้เขียนขอยกตัวอย่างการวินิจฉัยความรู้ในรายวิชาการพยาบาลมารดาและทารกโดยใช้ DINA models และ G-DINA models โดยความสำคัญในการนำมาใช้เนื่องจากยังไม่มีแบบทดสอบวินิจฉัยที่ใช้โมเดลวินิจฉัยจัดประเภททางการพยาบาล



ภาพ 1 โครงสร้างโมเดลวินิจฉัยจัดประเภท
ที่มา จาก *Conceptual foundations of diagnostic measurement*, โดย Templin, J., 2011, สืบค้นจาก jonathantemplin.com

จากภาพ 1 ทางซ้ายมือแสดงถึงตัวแปรแฝงมีสัญลักษณ์เป็นวงกลมโดยมีเส้นแบ่งกลางวงกลม หมายถึงการจัดตัวแปรแฝงเป็น 2 ประเภทโดยมีตัวบ่งชี้พื้นฐาน (base rate indicator) เป็นเกณฑ์การแบ่งการวินิจฉัย ตำแหน่งเหนือเส้นตัวบ่งชี้พื้นฐานคือ “positive” หรือกลุ่มที่อยู่สูงกว่าเกณฑ์การแบ่ง ส่วนตำแหน่งใต้เส้นตัวบ่งชี้พื้นฐานคือ “negative” หรือกลุ่มที่อยู่ต่ำกว่าเกณฑ์การแบ่ง สี่เหลี่ยมขวามือแสดงถึงตัวแปรสังเกตได้ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ของตัวแปรแฝง โดยมี e เป็นส่วนของความคลาดเคลื่อน (error term) คล้ายโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบ (factor analysis) โมเดลสถิติในการวินิจฉัยจัดประเภทมีการรวมกันของชุดตัวแปรแฝง (combination of latent variables) 2 ชนิดคือ โมเดลการชดเชยได้ (compensatory models) และ โมเดลการไม่ชดเชย (non-compensatory models) นำไปสู่การจัดโมเดลทางสถิติได้ 18 โมเดลดังตาราง 1

การรวมกันของชุดตัวแปรแฝงแบบโมเดลการไม่ชดเชยมีข้อตกลงว่าตัวแปรแฝงหนึ่งตัวที่มีค่าต่ำกว่าไม่สามารถถูกชดเชยได้ด้วยตัวแปรแฝงอีกตัวที่มีค่าสูงกว่า เช่น ความสามารถในการอ่านต้องการทั้งความรู้ในคำศัพท์และความรู้ในรูปประโยคเพื่อความชัดเจนของการแปลความหมายในการอ่าน เป็นต้น นั่นหมายถึงการตอบข้อสอบข้อใดได้ถูกต้องผู้สอบจะต้องมีทักษะทุกทักษะขาดทักษะใดทักษะหนึ่งไปไม่ได้ การรวมของชุดตัวแปรแฝงตามข้อตกลงนี้จะรวมในรูปแบบของผลผลิต (product) ซึ่งหมายความว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีส่วนร่วมกันโดยใช้หลักการคูณ (multiplicative) ตัวอย่างของโมเดลการไม่ชดเชย ได้แก่ DINA model (Deterministic Inputs, Noisy And-gate) มีแบบแผนการตอบของผู้เรียน (student responses) ประกอบด้วย N X J ตอบ matrix Y โดย N คือจำนวนผู้เรียนทั้งหมด, J คือจำนวนของ items ทั้งหมด, y_{ij} แสดงถึงผู้เรียน i ตอบคำถาม item j ได้อย่างถูกต้อง, α_{ik} แสดงถึงความรู้ในทักษะ k ของผู้เรียน i โดย $\alpha_{ik} = 1$ เมื่อผู้เรียน i มีความรอบรู้ในทักษะ k และ $\alpha_{ik} = 0$ เมื่อผู้เรียน i ไม่มีความรอบรู้ในทักษะ k ดังนั้นทักษะที่แท้จริงของผู้เรียนภายใต้ set profile α_i เป็น binary vector ของ K ดังนั้น ผู้เรียนที่รอบรู้ทุกทักษะ K มีโอกาสความน่าจะเป็นของการตอบที่ถูกต้องดังสูตร

$$\xi_{ij} = \prod_{k=1}^{k} \alpha_{ik}^{q_{jk}} \quad (1)$$

จาก (1) ถ้า $\xi_{ij} = 1$ หมายถึงผู้เรียน i รอบรู้ทุกทักษะทั้งหมดที่จำเป็นใน item j แต่ถ้า $\xi_{ij} = 0$ หมายถึงผู้เรียนไม่รอบรู้ทักษะทั้งหมด แต่ละ item j จะถูกกำหนดคุณลักษณะด้วย 2 พารามิเตอร์คือ พารามิเตอร์ความผิดพลาดในการตอบ (the slip) และพารามิเตอร์การเดา (the guess) โดยพารามิเตอร์ความผิดพลาดในการตอบแสดงสัญลักษณ์ $s_j = P(Y_{ij} = 0 \mid \xi_{ij} = 1)$ หมายถึงความน่าจะเป็นของผู้เรียนในการตอบ item j ผิดแม้ว่าผู้เรียนจะมีความรอบรู้ในทักษะทั้งหมดที่จำเป็น ส่วนพารามิเตอร์การเดาแสดงสัญลักษณ์ $g_j = P(Y_{ij} = 1 \mid \xi_{ij} = 0)$ หมายถึงความน่าจะเป็นของผู้เรียนในการตอบ item j ถูกต้องแม้ผู้เรียนจะไม่มีความรอบรู้ในทักษะทั้งหมดที่จำเป็น ดังนั้นความน่าจะเป็นในการตอบคำถาม item j ได้อย่างถูกต้องหรือ y_{ij} แสดงดังนี้

$$P(Y_{ij} = 1 \mid \alpha_i, s_j, g_j) = (1-s_j)^{\xi_{ij}} g_j^{1-\xi_{ij}} \quad (2)$$

จาก (2) นั้นอธิบายได้ว่า การตอบถูกขึ้นอยู่กับความสามารถของผู้สอบ (α_i) พารามิเตอร์ความผิดพลาดในการตอบ (s_j) และพารามิเตอร์การเดา (g_j) (De La Torre, 2009; Rupp & Templin, 2008; Rupp, Templin & Henson, 2010)

ตาราง 1

โมเดลสถิติในการวินิจฉัยจัดประเภท (DCMs)

		Latent predictor variables		
		Dichotomous	**Polytomous**	**Model type**
Manifest response variables	Dichotomous	RSM		Non-compensatory
		AHM		
		DINA		
		HO-DINA		
		MS-DINA		
		NIDA		
		RERUM		
		BIN	BIN	
		MCLCM	MCLCM	
		Full NC-RUM	Full NC-RUM	
		Reduced NC-RUM	Reduced NC-RUM	
		DINO		Compensatory
		NIDO		
		BIN	BIN	
		MCLCM	MCLCM	
		C-RUM	C-RUM	
		GDM	GDM	
		H-GDM	H-GDM	
		LCDM	LCDM	
		G-DINA		
	Polytomous	RSM		Non-compensatory
		AHM		
		BIN	BIN	
		MCLCM	MCLCM	
		Full NC-RUM	Full NC-RUM	
		Reduced NC-RUM	Reduced NC-RUMM	
		BIN	BIN	Compensatory
		MCLCM	MCLCM	
		C-RUM	C-RUM	
		GDM	GDM	
		H-GDM	H-GDM	
		LCDM	LCDM	
		G-DINA	G-DINA	

ที่มา จาก *Diagnostic measurement: Theory, methods, and practice*, โดย Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R.A., 2010, New York: Guiford

ส่วนการรวมกันของชุดตัวแปรแฝงแบบโมเดลการชดเชยได้มีข้อตกลงว่าตัวแปรแฝงหนึ่งตัวที่มีค่าต่ำกว่าสามารถถูกชดเชยได้ด้วยตัวแปรแฝงอีกตัวที่มีค่าสูงกว่า เช่น ความสามารถในการคำนวณคณิตศาสตร์ที่สูงสามารถชดเชยความบกพร่องความสามารถสื่อสารในวิชาคณิตศาสตร์ได้ เป็นต้น นั่นหมายถึงทักษะบางทักษะสามารถถูกชดเชยได้ด้วยทักษะที่สูงกว่าทำให้การตอบข้อสอบในข้อนั้นถูกต้อง ตามข้อตกลงนี้การรวมของชุดตัวแปรแฝงรวมในรูปแบบของผลรวม (sum) หมายความว่าตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีส่วนร่วมทำให้เกิดการตอบโดยใช้หลักการบวก (additive) ตัวอย่างของโมเดลการชดเชยได้ได้แก่ G-DINA model (Generalized Deterministic Inputs, Noisy And-gate) ซึ่งเป็น generalization ของ DINA model ที่ผ่อนปรนข้อตกลงเบื้องต้น (relaxed assumptions) มีความน่าจะเป็นในการตอบถูก $P(\alpha*lj)$ ดังสูตร (3)

$$P(\alpha^*_{ij})\delta_{j0}+\sum_{k=1}^{K_j^*}\delta_{jk}\alpha_{lk}+\sum_{k=k+1}^{K_j^*}\sum_{k=1}^{K_j^*-1}\delta_{jkk'}\alpha_{lk}\alpha_{lk'},\ldots+\delta_{j12\ldots K_j^*}\prod_{k=1}^{K_j^*}\alpha_{lk}$$

โดยที่ δ_{j0} - intercept ของ item j;

δ_{jk} - main effect จาก αk;

$\delta_{jkk'}$ - interaction effect จาก αk และ $\alpha k'$

$\delta_{j12\ldots K_j^*}$ - interaction effect จาก $\alpha 1,.,\alpha K_j^*$

ความแตกต่างในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของ G-DINA model ต่างจาก DINA model โดย G-DINA จะไม่สร้างพารามิเตอร์เดี่ยว (single parameter) ต่อข้อสอบรายข้อแต่จะใช้ EM algorithm คำนวณ Posterior proabilities ของทักษะและจำแนกชั้นแฝงของผู้สอบ (De La Torre, 2011; Rupp & Templin, 2008; Rupp, Templin & Henson, 2010; Basokcu, Ogretmen & Kelecioglu, 2013)

โมเดลสถิติในการวินิจฉัยจัดประเภททั้ง 18 โมเดลมีลักษณะโมเดลที่แตกต่างกันแต่มีวัตถุประสงค์เดียวกันคือจัดประเภทผู้สอบเข้าไปในจำนวนชั้นแฝง (latent classes) ที่คำนวณจากสูตร 2^K (K คือจำนวนคุณลักษณะ) การคำนวณชั้นแฝงจะทำให้ทราบจำนวนโปรไฟล์แบบแผนการตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด (Rupp & Templin, 2008; Rupp, Templin & Henson, 2010) ตัวอย่างโมเดลการวินิจฉัยจัดประเภทครั้งนี้ผู้เขียนใช้ DINA model และ G-DINA models โดยเริ่มต้นจากการกำหนดคุณลักษณะและแบบแผนการตอบ Q-matrix ในลำดับต่อไป

การกำหนดคุณลักษณะ (attribute) และแบบแผนการตอบ Q-matrix

ในการวินิจฉัยจัดประเภทผู้ทดสอบต้องกำหนดคุณลักษณะ แบบแผนการตอบ Q-matrix และจำนวนชั้นแฝง โดยความหมายของคุณลักษณะ (attribute) คือทักษะความรู้ หรือกระบวนการทางความคิด ที่ผู้สอนต้องการวัดซึ่งมีลักษณะแฝง ส่วนแบบแผนการตอบ Q-matrix เป็นโครงสร้างของแบบแผนการตอบที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้อันเป็นข้อคำถามในข้อสอบ กับตัวแปรแฝงซึ่งเป็นคุณลักษณะ/ ทักษะที่ต้องการวัด

ตัวอย่างในการกำหนดคุณลักษณะและแบบแผนการตอบ Q-matrix ผู้เขียนนำส่วนหนึ่งของเนื้อหาในรายวิชาการพยาบาลมารดาและทารกที่นักศึกษาพยาบาลควรต้องรอบรู้เนื้อหาซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. ความรอบรู้ในเรื่องความก้าวหน้าในการคลอด โดยนักศึกษาต้องรอบรู้ระยะของการคลอดในแต่ละระยะโดยประเมินความก้าวหน้าจากการเปิดขยายของปากมดลูก ความบางของปากมดลูก และการเคลื่อนต่ำของส่วนนำทารกที่เหมาะสมของแต่ละระยะ รอบรู้ในเรื่องความเหมาะสมของความแรงและระยะเวลาของการหดรัดตัวของมดลูก ระยะห่างของการหดรัดตัวของมดลูกในแต่ละครั้งของแต่ละระยะของการคลอด

2. ความรอบรู้ในอาการแสดงที่ผู้คลอดแสดงออกในแต่ละระยะโดยเฉพาะพฤติกรรมที่แสดงออกเมื่อต้องเผชิญความเจ็บปวดจากการที่มดลูกหดรัดตัวในแต่ละระยะของการคลอด

3. ความรอบรู้เรื่องการปรับตัวทางร่างกายและทางจิตสังคมของผู้คลอดที่เหมาะสม อันเกี่ยวข้องกับความรอบรู้ในเรื่องการเปลี่ยนแปลงทางสรีรวิทยาของร่างกายได้แก่ ฮอร์โมนต่าง ๆ การเปลี่ยนแปลงทางสรีรวิทยาในการควบคุมความเจ็บปวดตาม Gate control theory และรอบรู้พฤติกรรมที่แสดงถึงการปรับตัวทางจิตสังคมที่เหมาะสมในแต่ละระยะของการคลอด

4. ความรอบรู้ในการพยาบาลผู้คลอดและทารกในครรภ์ ได้แก่ การสอนเทคนิคการหายใจ การนวดลดความเจ็บปวด การพยาบาลเพื่อส่งเสริมความก้าวหน้าของการคลอด การควบคุมการเบ่งเมื่อปากมดลูกเปิดไม่หมด การพยาบาลเมื่อถุงน้ำคร่ำแตก เป็นต้น

หลังจากนั้นนำเนื้อหาที่นักศึกษาควรต้องรอบรู้มากำหนดเป็นรายละเอียดคุณลักษณะ (Attribute) ดังนี้

Attribute 1 (A1) ความก้าวหน้าในการคลอด

Attribute 2 (A2) อาการแสดงในแต่ละระยะของการคลอด

Attribute 3 (A3) การปรับตัวทางร่างกายและจิตสังคมของผู้คลอด

Attribute 4 (A4) การเลือกสรรการพยาบาลที่เหมาะสม

ในการวัดความรู้ประกอบด้วยตัวอย่างข้อสอบ 10 ข้อเป็นข้อสอบปรนัย 4 ตัวเลือกตอบ คุณลักษณะที่ต้องการวัดมี 4 คุณลักษณะ ดำเนินการสร้างข้อสอบแต่ละข้อโดยกำหนด Q-matrix แสดงความเชื่อมโยงระหว่างข้อสอบแต่ละข้อ (item 1 ถึง item 10) กับคุณลักษณะต่าง ๆ ที่ต้องการวัด (A1, A2, A3, A4) ในแต่ละข้อดังตาราง 2

ตาราง 2

ตัวอย่างข้อสอบ 10 ข้อพร้อมเฉลยและ Q-matrix ซึ่งแสดงคุณลักษณะต่าง ๆ ที่ต้องการในแต่ละข้อ

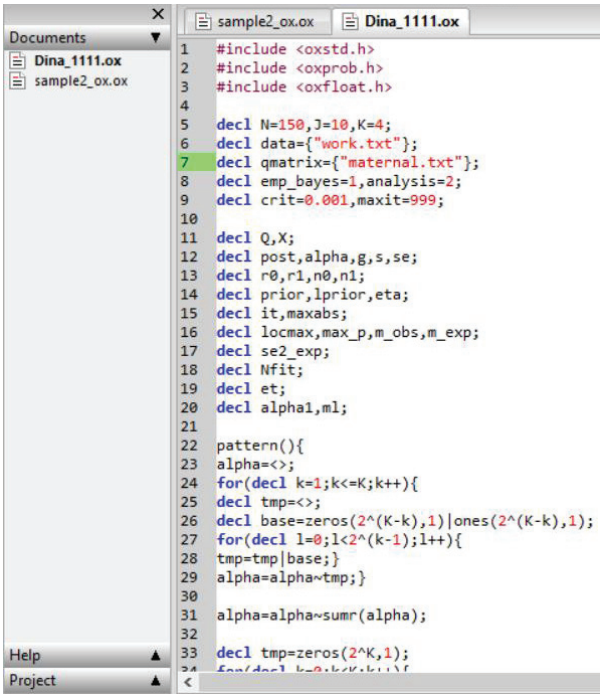
Item	A1	A2	A3	A4
Item 1 (เฉลย ข)	1	1	1	0
Item 2 (เฉลย ข)	1	1	0	1
Item 3 (เฉลย ค)	1	1	1	0
Item 4 (เฉลย ง)	1	0	0	0
Item 5 (เฉลย ค)	1	0	0	1
Item 6 (เฉลย ง)	1	1	1	0
Item 7 (เฉลย ง)	1	1	0	0
Item 8 (เฉลย ค)	1	1	0	1
Item 9 (เฉลย ข)	1	1	0	1
Item 10 (เฉลย ข)	1	1	1	0

หลังกำหนดคุณลักษณะและแบบแผนการตอบ Q-matrix แล้วจึงเริ่มต้นการวิเคราะห์ข้อมูลแบบแผนการตอบของนักศึกษาโดยใช้โมเดล DINA และโมเดล G-DINA ซึ่งมีรายละเอียดเทคนิคการวิเคราะห์ของแต่ละโมเดลในลำดับต่อไป

การวิเคราะห์ข้อมูลแบบแผนการตอบของนักศึกษาโดยใช้โมเดล DINA และโมเดล G-DINA

1. การวิเคราะห์ด้วยโมเดล DINA

โมเดล DINA มีการให้คะแนนในแต่ละข้อตาม Q-matrix ในตาราง 2 โดยนักศึกษาจะได้คะแนน 1 คะแนนในข้อใด ๆ นักศึกษาจะต้องรอบรู้ในคุณลักษณะทุกคุณลักษณะที่กำหนดในข้อนั้น ๆ แต่ถ้านักศึกษาไม่รอบรู้ในคุณลักษณะใดคุณลักษณะหนึ่งในข้อนั้น แม้ว่าจะรอบรู้คุณลักษณะอื่น ๆ นักศึกษาจะได้คะแนน 0 คะแนนในข้อนั้นซึ่งเป็นลักษณะของการไม่สามารถชดเชยกันได้ (non-compensatory) การวิเคราะห์โมเดล DINA ใช้โปรแกรม OX ซึ่งพัฒนาโดย Jurgen A. Doornik (2007) ส่วน Jimmy De La Torre (2009) เป็นผู้เขียนคำสั่ง OX code ในการวิเคราะห์ดังภาพ 2



ภาพ 2 แสดงคำสั่งวิเคราะห์โมเดล DINA ด้วยโปรแกรม OX

ภาพ 3 แสดงคำสั่งวิเคราะห์โมเดล G-DINA ด้วยโปรแกรม OX

จากภาพ 2 รายละเอียดของคำสั่งในบรรทัดที่ 5 แสดงคำสั่งว่ามีจำนวนผู้ตอบ 150 คน (N = 150) ข้อสอบมี 10 ข้อ (J = 10) ประกอบด้วยคุณลักษณะที่ต้องการวัด 4 คุณลักษณะ (K = 4) รายละเอียดของคำสั่งในบรรทัดที่ 6 ข้อมูลคำตอบของผู้ตอบมาจากไฟล์ “work.txt” และรายละเอียดของคำสั่งในบรรทัดที่ 7 แสดงคำสั่งของ Q-matrix ของข้อสอบจากไฟล์ “maternal.txt” ทั้งนี้ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ไม่ใช้ข้อมูลจริงที่นักศึกษาตอบแต่เป็นข้อมูลที่สร้างขึ้นเพื่อทดลองวิเคราะห์โปรแกรม OX ผลวิเคราะห์ที่ได้จึงไม่สามารถนำไปเพื่อใช้อ้างอิงได้ รายงานผลการวิเคราะห์โมเดล DINA ดังแสดงในตาราง 3 ดังนี้

ตาราง 3

รายงานผลการวิเคราะห์โมเดล DINA ด้วยโปรแกรม OX

---------- Ox at 18:00:01 on 29-Nov-2015 ----------	
Ox Console version 7.10 (Windows/U) (C) J.A. Doornik, 1994-2014	Parameter Estimates:
This version may be used for academic research and teaching only	Item Guess SE(Guess) Slip SE(Slip)
----------	001 0.0034 0.1531 0.0060 0.1370
The use of this code is limited to	002 0.0046 0.1083 0.0000 0.1122
educational and noncommercial research purposes only.	003 0.6215 0.0567 0.3421 0.0546
(Last Updated: November 2011)	004 0.1860 0.6052 0.2900 0.0386
----------	005 0.0000 0.1320 0.2106 0.0409
********** DINA MODEL OUTPUT **********	006 0.5934 0.0574 0.1968 0.0458
Iteration Max. Change	007 0.0000 0.3043 0.2883 0.0404
010 0.03946020 0.032027	008 0.4515 0.0697 0.3939 0.0492
030 0.021586	009 0.4907 0.0700 0.2927 0.0458
040 0.002591	010 0.6214 0.0567 0.2764 0.0515
Number of iterations: 46	Latent Classes and their Posterior Probabilities:
Maximum Difference: 0.000916027	“0000” 0.0024 “0110” 0.0024
Elapsed Time: 0.20	“1000” 0.0055 “0101” 0.0024
	“0100” 0.0024 “0011” 0.0024
***** Test-Level Fit Statistics *****	“0010” 0.0024 “1110” 0.1276
-2LL 1838.5266	“0001” 0.0024 “1101” 0.2782
AIC 1908.5266	“1100” 0.1410 “1011” 0.0212
BIC 2013.8988	“1010” 0.0055 “0111” 0.0024
***** Item-Level Fit Statistics *****	“1001” 0.0212 “1111” 0.3805
Prop Z(Corr) Log(OR)	Estimates of Attribute Prevalence:
Mean Abs. Dev. 0.0072 0.1129 0.5180	1 0.9808
Max. Abs. Dev. 0.0275 0.4361 2.3129	2 0.9370
SE(Max Abs Dev) 0.0364 0.0825 0.3683	3 0.5444
	4 0.7108

2. การวิเคราะห์ด้วยโมเดล G-DINA

การวิเคราะห์ด้วยโมเดล G-DINA มีการให้คะแนนในแต่ละข้อตาม Q-matrix ในตาราง 2 โดยนักศึกษาจะได้คะแนน 1 คะแนนในข้อใด ๆ เมื่อนักศึกษารอบรู้ในคุณลักษณะที่กำหนดในข้อนั้น ๆ อย่างน้อย 1 คุณลักษณะ และนักศึกษาจะได้คะแนน 0 คะแนนในข้อใด ๆ เมื่อนักศึกษาไม่รอบรู้ทุกคุณลักษณะในข้อนั้น ๆ ซึ่งเป็นลักษณะของการสามารถชดเชยกันได้ (compensatory) การวิเคราะห์โมเดล G-DINA ใช้โปรแกรม OX ซึ่งพัฒนาโดย Jurgen A. Doornik (2007) ส่วน Jimmy De La Torre (2009) เป็นผู้เขียนคำสั่ง OX code การวิเคราะห์ดังภาพ 3 และรายงานผลการวิเคราะห์ G-DINA ดังแสดงในตาราง 4

ตาราง 4

รายงานผลการวิเคราะห์โมเดล G-DINA ด้วยโปรแกรม OX

---------- Ox at 15:50:50 on 10-Dec-2015 ----------	Iteration Max. Change
Ox Console version 7.10 (Windows/U) (C) J.A. Doornik, 1994-2014	010 0.030325
This version may be used for academic research and teaching only	Number of iterations: 16
----------	Maximum Difference: 0.000818761
The use of this code is limited to	Elapsed Time: 0.32
educational and noncommercial research purposes only.	***** Test-Level Fit Statistics *****
(Last Updated: November 2011)	
----------	-2LL 1684.0390
********** G-DINA MODEL OUTPUT **********	AIC 1846.0390
***** Item-Level Fit Statistics *****	BIC 2089.9005
Prop Z(Corr) Log(OR)	“0001” 0.0226 “1101” 0.0200
Mean Abs. Dev. 0.0068 0.1179 0.5474	“1100” 0.0667 “1011” 0.0587
Max. Abs. Dev. 0.0179 0.4230 2.3873	“1010” 0.1300 “0111” 0.0226
SE(Max Abs Dev) 0.0377 0.0825 0.3741	“1001” 0.0587 “1111” 0.2351
Latent Classes and their Posterior Probabilities:	
“0000” 0.0226 “0110” 0.0226	Estimates of Attribute Prevalence:
“1000” 0.1300 “0101” 0.0226	1 0.8192
“0100” 0.0226 “0011” 0.0226	2 0.5322
“0010” 0.0226 “1110” 0.1200	3 0.6342
	4 0.4630

3. การแปลผลการวิเคราะห์ด้วยโมเดล DINA

ผลการวิเคราะห์ด้วยโมเดล DINA ในตาราง 3 ตัวอย่างข้อสอบมี 10 ข้อ โดยแต่ละข้อมีพารามิเตอร์ของการตอบผิดพลาด (slip parameter) และพารามิเตอร์ของการเดา (guess parameter) อย่างละ 1 พารามิเตอร์ในแต่ละข้อ ผู้สอบมีจำนวน 150 คน โดยข้อมูลการตอบเป็นข้อมูลที่สร้างขึ้น คุณลักษณะที่ต้องการวัดมี 4 คุณลักษณะ ผลการตรวจสอบคุณภาพข้อคำถามในเชิงการวินิจฉัยด้วยโมเดล DINA พบค่าสถิติทดสอบความสอดคล้องของข้อสอบ (test-level fit statistics) ได้แก่ -2LL มีค่าเท่ากับ 1838.5266, AIC มีค่าเท่ากับ 1908.5266 และ BIC มีค่าเท่ากับ 2013.8988

เมื่อพิจารณาค่าสถิติทดสอบความสอดคล้องของข้อสอบรายข้อ (item-level fit statistics) พบค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลในเชิงสัมบูรณ์ พิจารณาจากค่าสัดส่วนการตอบถูก (Proportion Correct--Prob.) ค่าสหสัมพันธ์การแปลงมาตรฐาน (Z-Transformed Correlation--Z(Corr)) และค่า Log-Odds Ratio แสดงดังตาราง 5

ตาราง 5

ค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลในเชิงสัมบูรณ์จากการวิเคราะห์ด้วยโมเดล DINA และ G-DINA

ค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลในเชิงสัมบูรณ์ (absolute fit indices)	ค่าสัดส่วนการตอบถูก: Prob.		ค่าสหสัมพันธ์การแปลงมาตรฐาน: Z (Corr)		Log-Odds Ratio: Log(OR)	
	DINA	G-DINA	DINA	G-DINA	DINA	G-DINA
ค่าเฉลี่ย (Mean Abs. Dev.)	0.0072	0.0068*	0.1129*	0.1179	0.5180*	0.5474
ค่าสูงสุด (Max Abs. Dev.)	0.0275	0.0179*	0.4361	0.4230*	2.3129*	2.3873
ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (SE)	0.0364*	0.0377	0.0825	0.0825	0.3683*	0.3741

* แสดงค่าที่น้อยกว่า

จากตาราง 5 พบค่าสัดส่วนการตอบถูก ค่าสหสัมพันธ์การแปลงมาตรฐาน และ Log-Odds Ratio มีค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานอยู่ในระดับต่ำ แสดงว่าโมเดล DINA เป็นโมเดลที่มีความเหมาะสมในการนำมาวิเคราะห์หาคุณภาพในเชิงการวินิจฉัยของข้อคำถาม ผลการตรวจสอบคุณภาพของข้อคำถามในเชิงการวินิจฉัยด้วยโมเดล DINA ประกอบด้วย พารามิเตอร์ของการเดา (g_i) พารามิเตอร์ของการตอบผิดพลาด (s_i) และดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัย ($d_{i,DINA}$) ซึ่งคำนวณจากสูตร $d_{i,DINA} = (1- s_i) - g_i$ (Meesakul, et al., 2015) แสดงดังตาราง 6

ตาราง 6

คุณภาพของข้อคำถามในเชิงการวินิจฉัยจากการวิเคราะห์ด้วยโมเดล DINA

ข้อคำถามที่ (i)	พารามิเตอร์ของการเดา (gi)	พารามิเตอร์ของการตอบผิดพลาด (si)	ดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัย ($d_{i,DINA}$)
1	0.0034	0.0060	0.9906
2	0.0046	0.0000	0.9954
3	0.6215	0.3421	0.0364
4	0.1860	0.2900	0.5240
5	0.0000	0.2106	0.7894
6	0.5934	0.1968	0.2098
7	0.0000	0.2883	0.7117
8	0.4515	0.3939	0.1546
9	0.4907	0.2927	0.2166
10	0.6214	0.2764	0.1022
$\overline{X}$	0.2973	0.2297	0.4731
SD	0.2829	0.1321	0.3749

ผลการวิเคราะห์ด้วยโมเดล DINA จากตาราง 6 พบว่าข้อคำถามทั้ง 10 ข้อมีดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยอยู่ระหว่าง 0.1022 ถึง 0.9954 โดยข้อคำถามที่มีดัชนีค่าอาจจำแนกมากกว่า 0.2 มี 7 ข้อคือข้อ 1, 2, 4, 5, 6, 7 และ 9 โดยข้อคำถามที่มีดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยมากที่สุดคือข้อคำถามที่ 2 มีดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยเท่ากับ 0.9954 ข้อคำถามที่มีดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยต่ำที่สุดคือข้อคำถามที่ 10 มีดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยเท่ากับ 0.1022 มีค่าเฉลี่ยของดัชนีค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยเท่ากับ 0.4731 และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าอำนาจจำแนกในเชิงการวินิจฉัยเท่ากับ 0.3749 พิจารณาค่าพารามิเตอร์ของการเดาอยู่ระหว่าง 0.000-0.6215 พบข้อที่มีการเดามากที่สุดคือข้อ 3 รองลงมาคือข้อ 10, 6, 9 และ 8 ส่วนข้อที่ไม่มีการเดาเลยคือข้อ 7 เมื่อพิจารณาพารามิเตอร์ของการตอบผิดอยู่ระหว่าง 0.000-0.3939 พบข้อที่มีการตอบผิดพลาดมากที่สุดคือข้อ 8 รองลงมาคือข้อ 3, 9, 4, 7 และ 10 ส่วนข้อที่ไม่พบการตอบผิดพลาดเลยคือข้อ 2

พิจารณาโปรไฟล์แบบแผนการตอบพบรูปแบบการตอบมี 16 ชั้นแฝง (จาก 2^K โดยที่ K คือจำนวนคุณลักษณะมี 4 คุณลักษณะ) รูปแบบการตอบที่พบมากที่สุดคือ “1111” ซึ่งแสดงว่าผู้ตอบรอบรู้ทุกคุณลักษณะมีร้อยละ 38 รองลงมาคือ รูปแบบการตอบ “1101” มีผู้ตอบร้อยละ 27.82 รูปแบบการตอบ “1100” มีผู้ตอบร้อยละ 14 รูปแบบการตอบ “1110” มีผู้ตอบร้อยละ 12.76 รูปแบบการตอบ “1100” มีผู้ตอบร้อยละ 14 ส่วนรูปแบบการตอบที่มีสัดส่วนผู้ตอบน้อยที่สุดมี 8 รูปแบบคือรูปแบบการตอบ “0000” “0100” “0010” “0001” “0110” “0101” “0011” และ “0111” แสดงในตาราง 7 และภาพ 6 จากตัวอย่างเนื้อหาในรายวิชาการพยาบาลมารดาและทารกมี 4 คุณลักษณะ ดังนั้นเมื่อคำนวณโปรไฟล์แบบแผนการตอบจะพบรูปแบบการตอบมี 16 ชั้นแฝง

เมื่อพิจารณารายคุณลักษณะด้วยโมเดล DINA พบผู้รอบรู้ในคุณลักษณะที่ 1 (A1) ความก้าวหน้าในการคลอดร้อยละ 98.08 รองลงมาคือรอบรู้ในคุณลักษณะที่ 2 (A2) อาการแสดงในแต่ละระยะของการคลอดร้อยละ 93.7 รอบรู้ในคุณลักษณะที่ 4 (A4) การเลือกสรรการพยาบาลที่เหมาะสมร้อยละ71.08 รอบรู้ในคุณลักษณะที่ 3 (A3) การปรับตัวทางร่างกายและจิตสังคมของผู้คลอดร้อยละ 54 ดังตาราง 7 และภาพ 4

ตาราง 7

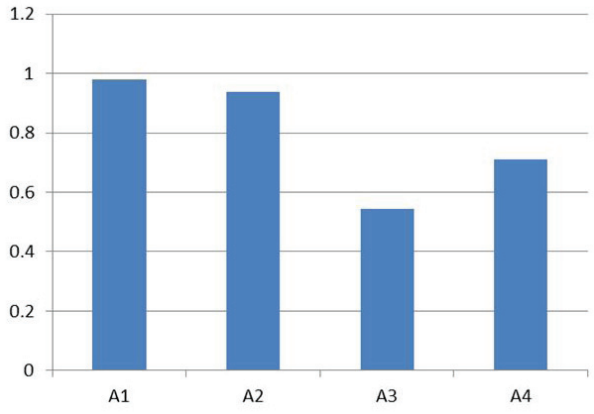
โปรไฟล์แบบแผนการตอบ และค่าสัดส่วนความรอบรู้แต่ละแบบแผนด้วยโมเดล DINA และ G-DINA

โปรไฟล์แบบแผนการตอบ	ค่าสัดส่วนผู้เรียนที่รอบรู้ในแต่ละแบบแผน	
	DINA model	G-DINA model
“0000”	0.0024	0.0226
“1000”	0.0055	0.1300
“0100”	0.0024	0.0226
“0010”	0.0024	0.0226
“0001”	0.0024	0.0226
“1100”	0.1410	0.0667
“1010”	0.0055	0.1300
“1001”	0.0212	0.0587
“0110”	0.0024	0.0226
“0101”	0.0024	0.0226

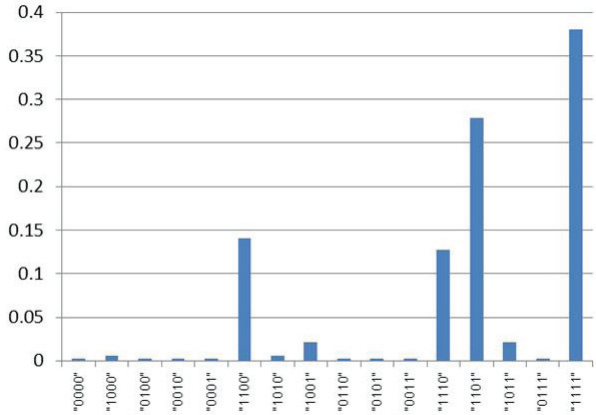
ตาราง 7

โปรไฟล์แบบแผนการตอบ และค่าสัดส่วนความรอบรู้แต่ละแบบแผนด้วยโมเดล DINA และ G-DINA (ต่อ)

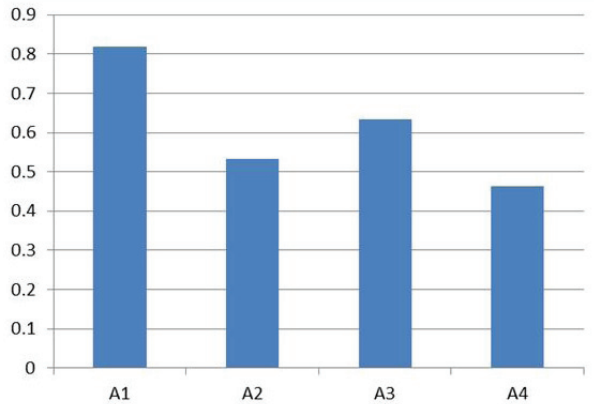
โปรไฟล์แบบแผนการตอบ	ค่าสัดส่วนผู้เรียนที่รอบรู้ในแต่ละแบบแผน	
	DINA model	G-DINA model
“0011”	0.0024	0.0226
“1110”	0.1276	0.1200
“1101”	0.2782	0.0200
“1011”	0.0212	0.0587
“0111”	0.0024	0.0226
“1111”	0.3805	0.2351



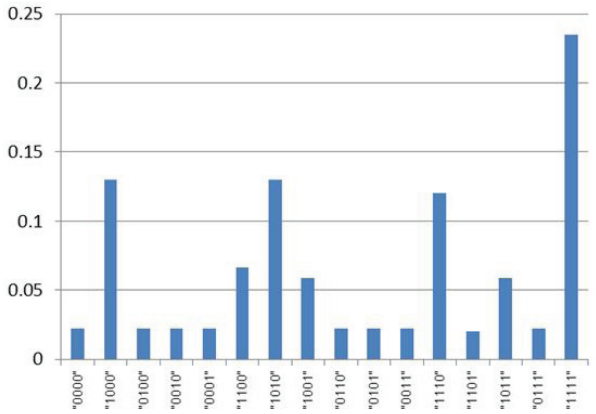
ภาพ 4 สัดส่วนผู้รอบรู้ในแต่ละคุณลักษณะด้วยโมเดล DINA



ภาพ 6 สัดส่วนผู้ตอบในแต่ละรูปแบบการตอบด้วยโมเดล DINA



ภาพ 5 สัดส่วนผู้รอบรู้ในแต่ละคุณลักษณะด้วยโมเดล G-DINA



ภาพ 7 สัดส่วนผู้ตอบในแต่ละรูปแบบการตอบด้วยโมเดล G-DINA

ตาราง 8

แสดงคุณลักษณะและค่าสัดส่วนผู้เรียนที่รอบรู้ในแต่ละคุณลักษณะของโมเดล DINA และ G-DINA

คุณลักษณะ (attribute)	ค่าสัดส่วนผู้เรียนที่รอบรู้ในแต่ละคุณลักษณะ	
	DINA model	G-DINA model
(A1) ความก้าวหน้าในการคลอด	0.9808	0.8192
(A2) อาการแสดงในแต่ละระยะของการคลอด	0.9370	0.5322
(A3) การปรับตัวทางร่างกายและจิตสังคมของผู้คลอด	0.5444	0.6342
(A4) การเลือกสรรการพยาบาลที่เหมาะสม	0.7108	0.4630

4. การแปลผลการวิเคราะห์ด้วยโมเดล G-DINA

ผลการวิเคราะห์ด้วยโมเดล G-DINA ดังแสดงในตาราง 4 ผลการตรวจสอบคุณภาพข้อคำถามในเชิงการวินิจฉัยด้วยโมเดล G-DINA พบค่าสถิติทดสอบความสอดคล้องของข้อสอบ (test-level fit statistics) ได้แก่ -2LL มีค่าเท่ากับ 1684.0390, AIC มีค่าเท่ากับ 1846.0390 และ BIC มีค่าเท่ากับ 2089.9005

เมื่อพิจารณาค่าสถิติทดสอบความสอดคล้องของข้อสอบรายข้อ (item-level fit statistics) พบค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลในเชิงสัมบูรณ์ พิจารณาจากค่าสัดส่วนการตอบถูก (Proportion Correct--Prob.) ค่าสหสัมพันธ์การแปลงมาตรฐาน (Z-Transformed Correlation--Z(Corr)) และค่า Log-Odds Ratio แสดงดังตาราง 5 พบค่าสัดส่วนการตอบถูก ค่าสหสัมพันธ์การแปลงมาตรฐาน และ Log-Odds Ratio มีค่าเฉลี่ยค่าสูงสุดและค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน อยู่ในระดับต่ำ แสดงว่าโมเดล G-DINA เป็นโมเดลที่มีความเหมาะสมในการนำมาวิเคราะห์หาคุณภาพในเชิงการวินิจฉัยของข้อคำถาม พิจารณาโปรไฟล์แบบแผนการตอบพบรูปแบบการตอบมี 16 ชั้นแฝง (จาก 2K K คือจำนวนคุณลักษณะ มี 4 คุณลักษณะ) รูปแบบการตอบที่พบมากที่สุดคือ “1111” ซึ่งแสดงว่าผู้ตอบรอบรู้ทุกคุณลักษณะมีร้อยละ 23.51 รองลงมาคือ รูปแบบการตอบ “1000” และ “1010” มีผู้ตอบร้อยละ 13 รูปแบบการตอบ “1110” มีผู้ตอบร้อยละ 12 รูปแบบการตอบ “1100” มีผู้ตอบร้อยละ 6.67 รูปแบบการตอบ “1001” และ “1011” มีผู้ตอบร้อยละ 5.87 ส่วนรูปแบบการตอบที่มีสัดส่วนผู้ตอบน้อย 8 รูปแบบคือ รูปแบบการตอบ “0000” “0100” “0010” “0001” “0110” “0101” “0011” และ “0111” มีผู้ตอบร้อยละ 2.26 ส่วนรูปแบบการตอบที่มีสัดส่วนผู้ตอบน้อยที่สุดคือ “1100” มีผู้ตอบร้อยละ 2 ดังแสดงในตาราง 7 และภาพ 7

พิจารณารายคุณลักษณะที่วิเคราะห์ด้วยโมเดล G-DINA พบผู้รอบรู้ในคุณลักษณะที่ 1 (A1) ความก้าวหน้าในการคลอด ร้อยละ 81.92 รองลงมาคือรอบรู้ในคุณลักษณะที่ 3 (A3) การปรับตัวทางร่างกายและจิตสังคมของผู้คลอด ร้อยละ 63.42 รอบรู้ในคุณลักษณะที่ 2 (A2) อาการแสดงในแต่ละระยะของการคลอด ร้อยละ 53.22 รอบรู้ในคุณลักษณะที่ 4 (A4) การเลือกสรรการพยาบาลที่เหมาะสม ร้อยละ 46.30 ดังแสดงในตาราง 7 และภาพ 5

5. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล DINA และ G-DINA

เปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลการวินิจฉัยเชิงจำแนกระหว่างโมเดล DINA และโมเดล G-DINA จากค่าสถิติความสอดคล้อง (fit indices) โดยพิจารณาค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลเชิงสัมบูรณ์ดังตาราง 5 ผลการเปรียบเทียบดัชนีบ่งชี้ประสิทธิภาพการประเมินเพื่อวินิจฉัยในเชิงสัมบูรณ์ระหว่างโมเดล DINA และโมเดล G-DINA โดยพิจารณาค่าสัดส่วนการตอบถูก

พบว่าโมเดล G-DINA มีค่าต่ำกว่าโมเดล DINA ส่วนค่าสหสัมพันธ์การแปลงมาตรฐานพบว่าโมเดลทั้งสองมีค่าพอ ๆ กัน และเมื่อพิจารณาค่า Log-Odds Ratio พบว่าโมเดล DINA มีค่า Log-Odds Ratio ต่ำกว่าโมเดล G-DINA ดังนั้นโมเดล DINA จึงเป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพการประเมินวินิจฉัยเชิงสัมบูรณ์มากกว่าโมเดล G-DINA เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประเมินเพื่อวินิจฉัยในเชิงสัมพัทธ์ระหว่างโมเดล DINA และโมเดล G-DINA ผลการวิเคราะห์แสดงดังตาราง 9

ตาราง 9

เปรียบเทียบดัชนีบ่งชี้ประสิทธิภาพการประเมินเพื่อวินิจฉัยในเชิงสัมพัทธ์ระหว่างโมเดล DINA และโมเดล G-DINA

ดัชนีบ่งชี้ประสิทธิภาพการประเมินเพื่อวินิจฉัยในเชิงสัมพัทธ์ (relative fit indices)	DINA	G-DINA
-2Loglikelihood (-2LL)	1838.5266	1684.0390*
Akaike's information criterion (AIC)	1908.5266	1846.0390*
Bayesian information criterion (BIC)	2013.8988*	2089.9005

* แสดงค่าที่น้อยกว่า

เมื่อวิเคราะห์ผลการเปรียบเทียบดัชนีบ่งชี้ประสิทธิภาพการประเมินเพื่อวินิจฉัยในเชิงสัมพัทธ์ระหว่างโมเดล DINA และโมเดล G-DINA พบว่าโมเดล G-DINA มีค่า -2LL และ AIC ต่ำกว่าโมเดล DINA ส่วนค่า BIC โมเดล DINA มีค่าต่ำกว่า ดังนั้นโมเดล G-DINA จึงเป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพการประเมินวินิจฉัยเชิงสัมพัทธ์มากกว่าโมเดล DINA

บทสรุป

โมเดลวินิจฉัยจัดประเภท (DCMs) เป็นวิธีการหนึ่งที่น่าสนใจในการประเมินวินิจฉัยทางพุทธิปัญญา (CDA) ทางการพยาบาล โมเดลวินิจฉัยจัดประเภทใช้วิธีการทางสถิติประมาณค่าคุณลักษณะ/ทักษะต่าง ๆ ที่ต้องการวัดเพื่อนำไปวินิจฉัยจัดประเภทผู้สอบโดยใช้หลักการรวมชุดของตัวแปรแฝงแบบชดเชยได้ และแบบไม่ชดเชยนำไปสู่โมเดลทางสถิติในการวิเคราะห์หลายโมเดล โดยโมเดลที่นิยมได้แก่ G-DINA Model เป็นโมเดลแบบชดเชยได้ และ DINA Model เป็นโมเดลแบบไม่ชดเชย การนำโมเดลไปใช้ผู้ทดสอบจึงต้องพิจารณาคุณลักษณะ/ทักษะที่ต้องการวัดเพื่อตัดสินใจเลือกใช้โมเดล ในการนำโมเดลไปใช้ G-DINA Model มีความยืดหยุ่นกว่าโดยทักษะบางทักษะสามารถถูกชดเชยได้ด้วยทักษะที่สูงกว่า ขณะที่ DINA Model มีการประมาณค่าพารามิเตอร์น้อยกว่า G-DINA Model จึงโมเดลที่มีความประหยัด (parsimonious model) มากกว่า G-DINA Model (De La Torre, 2011) นอกจากนั้น DINA Model เป็นโมเดลแบบไม่ชดเชย จึงมีข้อตกลงเบื้องต้นว่าผู้สอบจะต้องมีทักษะทุกทักษะ ขาดทักษะใดทักษะหนึ่งไปไม่ได้ทำให้การจัดประเภททักษะ/ความสามารถของผู้สอบมีความเฉพาะกับแบบแผนความสามารถของผู้สอบมากกว่า G–DINA Model

References

Basokcu, T. O., Ogretmen, T., & Kelecioglu, H. (2013). Model data fit comparison between DINA and G-DINA in cognitive diagnostic models. *Education Journal*, *2*(6), 256-262.

De La Torre, J. (2009). DINA model and parameter estimation: A didactic. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, *34*(1), 115-130.

De La Torre, J. (2011). The generalized DINA model framework. *Psychometrika*, *76*(2), 179-199.

Doornik, J. A. (2007). *Object-oriented matrix programming using ox.* London: Timberlake Consultants and Oxford.

Leighton, J. P., & Gierl, M. J. (2007). *Cognitive diagnostic assessment for education: Theory and practices.* Cambridge: Cambridge University.

Rupp. A. A., & Templin, J. (2008). Unique characteristics of diagnostic classification models: A comprehensive review of the current state-of-the-art. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, *6*(4), 219-262.

Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R. A. (2010). *Diagnostic measurement: Theory, methods, and practice*. New York: Guiford.

Meesakul, S., Naiyapatana, O., Khampalikit, C., & Kritkharuehart, S. (2015). The study for comparing the efficiency of diagnostic classification models. *Research Methodology & Cognitive Science*, *13*(1), 27-37. (in Thai)

Templin, J. (2011). *Conceptual foundations of diagnostic measurement*. Retrieved from https://jonathantemplin.com/files/presentations/jtemplin_nsf2011.pdf