3rd International Conference on Modern Developments in Management, Economics and Accounting
22nd August 2019 TEHRAN - IRAN
سومین کنفرانس بین المللی تحولات نوین در مدیریت، اقتصاد و حسابداری
۳۱ مردادماه ۱۳۹۸ – تهران
کد مجوز وزارت علوم، تحقیقات و فناوری : ۸۱۱۶۹۰۲
کد مجوز پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC) : ۹۸۱۹۰-۵۷۰۱۰

شناسایی و بهبود ناهمگنی مشاهده نشده در مدل سازی معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM): با روش آمیخته متناهی FIMIX-PLS

محمود یحیی زاده فر، پیمان ابراهیمی زنگلانی

۱ استاد، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، ایران
m.yahyazadeh@umz.ac.ir
۲ کارشناسی ارشد ، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، ایران
peyman.hrm@yahoo.com

Archive of SID

چکیده

هدف این مقاله ارائه مروری بر ناهمگنی مشاهده نشده در زمینه مدل سازی معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM)، تشخیص و چالش های آن برای محققان علوم اجتماعی است. در این مطالعه نحوه تشخیص و بهبود با ناهمگنی مشاهده نشده در PLS-SEM را با استفاده از واحد اندازه گیری آمیخته متناهی PLS (FIMIX-PLS) شرح می دهیم. این مقاله ادبیات رشته های مختلف مانند سیستم های اطلاعات مدیریت، بازاریابی و آمار را ادغام می کند تا یک بررسی پیشرفته از FIMIX-PLS را ارائه دهد. بر اساس این بررسی، مقاله دستورالعمل هایی را در مورد چگونگی بکابرگیری این تکنیک در جهت رفع مشکلات خاص تحقیقاتی فراهم می کند. FIMIX-PLS وسیله ای برای تشخیص و بهبود ناهمگنی مشاهده نشده در PLS-SEM و تعیین تعداد بخش بندی ها جهت بدست اوردن داده ها مفید، می باشد. از زمان معرفی FIMIX-PLS تکنیک های بسار زیادی برای جایگزینی کلاس پنهان ارائه شده است، که برخی از محدودیت های این رویکرد را شرح می دهند. به عنوان مثال، این تکنیک ها در رسیدگی به ناهمگنی در مدل های اندازه گیری و مفروضات توزیعی آن ناتوان عمل می کند. این مقاله در ابتدا برای محققانی معرفی می شود که تا الان با نحوه استفاده از روش FIMIX-PLS آشنا نبوده اند. در نهایت، پیشرفته ترین تکنیک های مقابله با ناهمگنی در این مقاله برسی می شود تا محققان با نحوه تجزیه و تحلیل، تفسیر و نحوه محاسبه تمام معیارها آشنا شوند.

واژه‌های کلیدی: ناهمگنی ، رویکرد آمیخته متناهی، مدل سازی معادلات ساختاری، Fimix-PLS، PLS-SEM.

www.SID.ir

مقدمه

پیشرفت های فناوری و قدرت محاسباتی آن، دانشجوها و اساتید دانشگاه را برای آزمایش مدل های پیچیده نظری بهبود بخشیده است. با این حال، برای استفاده کامل از قابلیت های نرم افزارهای توسعه یافته، محققان نیز باید مهارت های خود را توسعه داده و از این فناوری استفاده کنند. نرم افزار SmartPLS فرصتی را برای دانشگاهیان فراهم می کند تا توانایی های خود را ارتقا دهند (رینگل و همکاران[1] ۲۰۱۵). این نرم افزار در سال های اخیر به سرعت کاربرد مدل سازی معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) را در علوم اجتماعی (هایر و همکاران[2] ۲۰۱۱)، از جمله: سیستم های اطلاعاتی (رینگل و همکاران، ۲۰۱۲؛ رپ و همکاران[3] ۲۰۱۰)، حسابداری (لی و همکاران[4] ۲۰۱۱)، بازاریابی (هایر و همکاران، ۲۰۱۲)، مدیریت استراتژیک، (هایر و همکاران، ۲۰۱۲) و رشته های مرتبط (کافمن و گیکر، ۲۰۱۵؛ پنگ و لی، ۲۰۱۲؛ سارستت و همکاران، ۲۰۱۴) گسترش داده است. اگر چه کارگاه های آموزشی پیشرفته برگزار می شود، اما برای دانشگاهیان حضور در چنین کارگاه هایی همیشه امکان پذیر نیست. از طرف دیگر ممکن است این کارگاه ها با علاقه برخی از شرکت کننده ها مطابقت نداشته باشد. بنابراین، بقیه ها رویکردها مثل مقالات علمی برای گسترش دانش دانشگاهیان درباره PLS-SEM و روشهای مرتبط بسیار مفید است.

هدف این مقاله تبیین و نحوه استفاده از رویکرد آمیخته متناهی (ناهمگنی) finite Mixture در PLS است. یک روش تجزیه و تحلیل مفید در PLS که امکان مقابله با ناهمگنی مشاهده نشده را فراهم می کند. ناهمگنی مشاهده نشده زمانی اتفاق می افتد که تفاوت معناداری در روابط مدل و بین گروه های داده وجود داشته باشد و به منابع این تفاوت ها در خصوصیات قابل مشاهده مانند جنسیت، سن و درآمد نمی توان پی برد. کاملا مشخص بوده که، این مقاله مروری بر ناهمگنی مشاهده نشده است، و شیوع و چالش های آن را برای محققان علوم اجتماعی ارائه می دهد و همچنین fimix-PLS را معرفی می کند، که شناسایی و نحوه مقابله با ناهمگنی مشاهده نشده را با ارائه دستورالعمل هایی در مورد نحوه استفاده از این تکنیک برای مشکلات تحقیقاتی خاص تسهیل می کند. در دنباله این مقاله، بخش دوم مقاله نمونه ای را ارائه و توضیح می دهد که چگونه می توان ناهمگنی مشاهده نشده در PLS-SEM را با استفاده از ماژول FIMIX-PLS در نرم افزار SmartPLS 3 شناسایی و تفسیر کرد (ماتیوس و همکاران[5] ۲۰۱۶).

[1] Ringle et al.
[2] Hair et al.
[3] Rapp et al.
[4] Lee et al.
[5] Matthews *et al.*

Archive of SID
www.SID.ir

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۱- ناهمگنی چیست و چرا اهمیت دارد؟

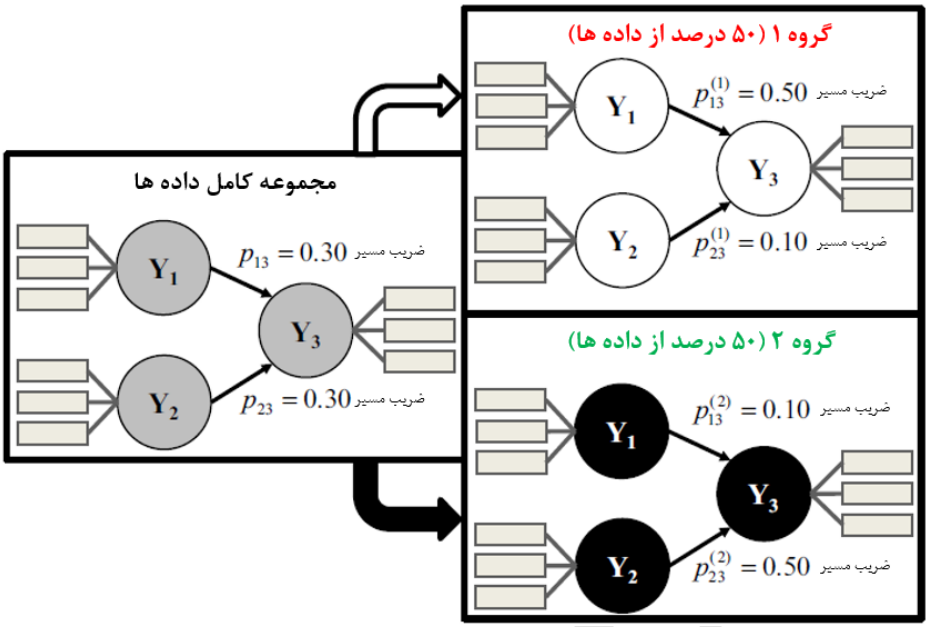
برنامه SmartPLS معمولا مجموعه ای از داده ها را با فرض اینکه منشا داده ها یک جامعه همگن و منحصر بفرد است، تجزیه و تحلیل می کند (جدیدی و همکاران[1] ۱۹۹۷). این فرض از ویژگی ها برای داده ها اغلب غیر واقعی می باشد. به عنوان مثال افراد در رفتار با خود یا شرکت ها (به عنوان مثال در ساختار آنها) متفاوت عمل می کنند و جمع آوری داده ها از طریق مشاهدات احتمالا نتایج غیرواقعی و گمراه کننده را به همراه خواهد داشت (سارستت و همکاران، ۲۰۰۹). عدم توجه به چنین ناهمگنی ممکن است نتایج PLS-SEM را بی اعتبار نشان دهد و منجر به نتیجه گیری نادرست شود (بکر و همکاران[2] ۲۰۱۳؛ ریگدون و همکاران[3] ۲۰۱۰؛ سارستت و رینگل، ۲۰۱۰).

مدل نشان داده شده در شکل (۱)، که در آن رضایت مشتری از یک محصول (Y3) به دو بعد ادراکی، رضایت از کیفیت (Y1) و رضایت از قیمت (Y2) بستگی دارد، مشکلات ناشی از عدم توجه به ناهمگنی را در زمینه PLS-SEM نشان می دهد. فرض کنید دو بخش با اندازه مساوی وجود دارد: گروه ۱ از کیفیت آگاهی کامل دارد، در حالیکه گروه ۲ از قیمت آگاهی کامل دارد، با اینکه که ضریب مسیر خاص برای هر گروه مشخص شده است، با توجه بیشتر، ضریب مسیر کیفیت (Y1) بر رضایت (Y3) در گروه ۱ $P^{(1)}_{13}$ بسیار بیشتر از گروه ۲ $P^{(2)}_{13}$ است؛ متن فوق به پرانتزهای گرد بالانویس اشاره دارد. همین طور، ضریب مسیر قیمت (Y2) به رضایت (Y3) در گروه ۲ $P^{(2)}_{13}$ با اختلاف قطعی ۰/۴۰ بیشتر از گروه ۱ $P^{(1)}_{13}$ است. در این مثال، ناهمگنی نتیجه دو گروه مختلف است بدین صورت که یک گروه قیمت را ترجیح می دهد و گروه دوم به کیفیت بیشتر از قیمت اهمیت می دهد. از دید تخصصی، یک متغیر تعدیل کننده طبقه بندی شده وجود دارد که داده ها را در دو گروه جداگانه تقسیم بندی می کند (مشتری با آگاهی کامل از کیفیت و مشتری با آگاهی کامل از قیمت) و در نهایت نیاز به تخمین دو مدل جداگانه است که در شکل (۱) نشان داده شده است. نکته مهم این است که اگر نتوانیم ناهمگنی بین گروه ها را تشخیص دهیم و مدل را با استفاده از مجموعه کامل داده ها تجزیه و تحلیل کنیم، ضرایب مسیر اساسا غیر واقعی خواهند بود. یعنی اگر ضریب تخمین در استفاده کامل از داده ها برابر ۰/۳۰ باشد، بنابراین، محقق را به این نتیجه می رساند که قیمت و کیفیت برای رضایت مشتری به یک اندازه مهم هستند، در صورتیکه چنین نیست. در نتیجه، در صورت امکان شناسایی، ارزیابی و رفع ناهمگنی داده ها بسیار مهم هستند.

ناهمگنی در داده ها اساس یا مشاهده می شود یا مشاهده نمی شود. هنگامی که اختلاف بین دو گروه یا چند گروه مربوط به خصوصیات قابل مشاهده مانند جنسیت، سن و کشور باشد، ناهمگنی مشاهده می شود. محققان می توانند از خصوصیات قابل مشاهده برای تقسیم داده به گروه های جداگانه مشاهده شده استفاده کنند و تجزیه و تحلیل بخصوصی را در PLS-SEM بصورت گروهی انجام دهند، به صورتی که در شکل (۱)، به آگاهی از قیمت و آگاهی از کیفیت مشتریان توجه شده است. در مقابل، ناهمگنی مشاهده نشده هنگامی معلوم می شود که اختلاف بین دو یا چند گروه از داده ها به یک ویژگی خاص مشاهده شده یا ترکیبی از چندین ویژگی وابسته نباشد. برای محاسبه ناهمگنی مشاهده نشده ، محققان به طور معمول از تکنیک ها خوشه بندی میانگین k در داده های نشانگر، یا ضرایب متغیر پنهان حاصل از تجزیه و تحلیل قبلی مجموعه کامل داده ها، استفاده می کنند.

[1] Jedidi et al.
[2] Becker et al.
[3] Rigdon et al.

Archive of SID
www.SID.ir



شکل ۱: اثر ناهمگنی در PLS-SEM (هایر و همکاران ۲۰۱۴، ۲۰۱۶)

این بخش بندی که تجزیه و تحلیل ایجاد می کند سپس به عنوان ورودی برای یک گروه خاص استفاده می شود. اگر چه اجرا کردن آن آسان است، ولی چنین رویکردی دارای نقص است زیرا تکنیک های خوشه بندی سنتی، روابط مدل مسیر مشخص شده از تجزیه و تحلیل محققان قبلی را نادیده می گیرند. با این حال، دقیقا همین روابط هستند که به احتمال زیاد مسئول برخی اختلافات گروهی هستند. در عین حال، تحقیقات قبلی نشان داده است که رویکردهای خوشه بندی سنتی در شناسایی تفاوت میان گروه ها بسیار ضعیف عمل می کنند (سارستت و رینگل، ۲۰۱۰). به رسمیت شناختن محدودیت رویکردهای متوالی، متدهای روش شناختی خاصی را برای شناسایی و درمان ناهمگنی مشاهده نشده ، که عموما به عنوان تکنیک های کلاس پنهان خوانده می شوند، در PLS-SEM پیشنهاد کرده است. این روش ها برای شناسایی ناهمگنی مشاهده نشده و تقسیم بندی داده ها بر اساس آن، بسیار مفید بوده اند. همچنین، ممکن است ثابت شود در تکنیک های کلاس نهفته ناهمگنی مشاهده نشده بر نتایج تاثیر نمی گذارد ولی از تجزیه و تحلیل یک مدل واحد بر اساس مجموعه سطوح داده ها پشتیبانی می کند.

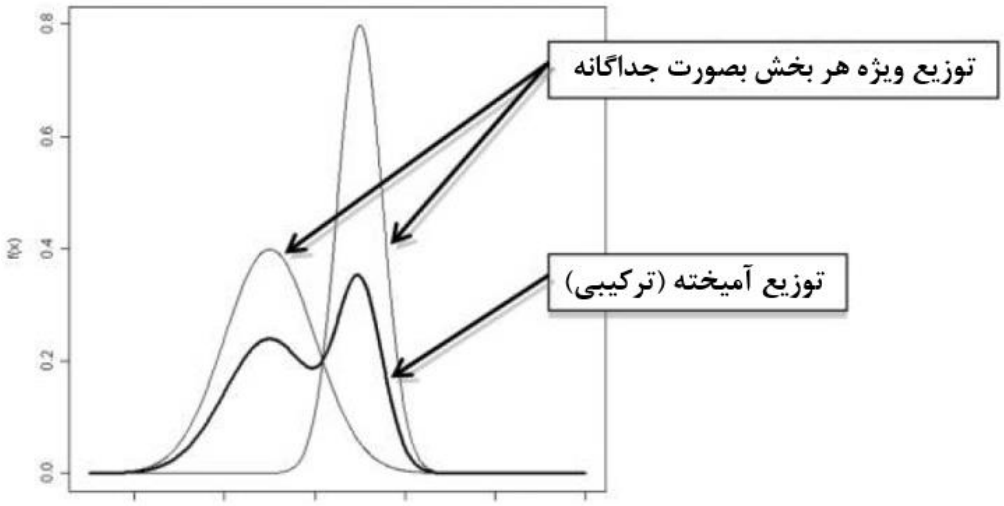
۲- FIMIX PLS

FIMIX-PLS در ابتدا توسط هان و همکاران[1](۲۰۰۲) معرفی شد و بعد توسط سارستت و همکاران (۲۰۱۱) گسترش یافت، FIMIX-PLS اولین و بهترین درک از رویکرد کلاس نهفته نسبت به PLS-SEM است (سارستت، ۲۰۰۸). همانطور که از نام آن مشخص است، به مفهوم مدل های متناهی آمیخته وابسته است، و فرض می کند که کل جمعیت ترکیبی از توابع تراکم خاص گروه می باشد. هدف FIMIX-PLS جداسازی توزیع ترکیب کلی و پارامترهای ارزیابی شده (به عنوان مثال ضرایب مسیر) هر گروه در یک چارچوب رگرسیونی (به عنوان رگرسیون آمیخته؛ ودل و کاماکورا[2] ۲۰۰۰) است. شکل (۲) نمونه از توزیع آمیخته را نشان می دهد که FIMIX-PLS قصد جدا کردن آن را دارد.

[1] Hahn et al.
[2] Wedel and Kamakura

Archive of SID
www.SID.ir

برای این کار، رویکرد FIMIX-PLS دو مرحله را دنبال می کند. در مرحله اول، الگوریتم استاندارد PLS-SEM روی تمام داده ها اجرا می شود تا ضریب کلیه متغیرهای نهفته را در مدل بدست آورد. این تجزیه و تحلیل در برنامه نرم افزاری مثلا در SmartPLS 3 به صورت خودکار انجام می شد و نیازی نیست کاربرد بصورت دستی آن را اجرا کند. در نتیجه ضرایب متغیر نهفته به عنوان ورودی برای یک سری تحلیل رگرسیون آمیخته در مرحله دوم انجام می شود. رگرسیون آمیخته می تواند همزمان طبقه بندی احتمالی مشاهدات در داخل گروه ها و برآورد میانگین و واریانس متغیرهای نهفته درون زا را در هر یک از گروه ها توضیح دهد (ودل و کاموکاران، ۲۰۰۰).



شکل ۲: مثال توزیع آمیخته (ترکیبی)

در نهایت، FIMIX-PLS فرض می کند که ناهمگنی فقط در مدل ساختاری رخ می دهد و مدل های اندازه گیری در همه گروه ها ثابت هستند (هنسلر و همکاران، ۲۰۱۶). اجرای سیستماتیک FIMIX-PLS یک رویکرد چهارمرحله ای دارد که در شکل (۳) نشان داده شده است. در متن زیر، در مورد هر مرحله با جزئیات بیشتر بحث می کنیم.

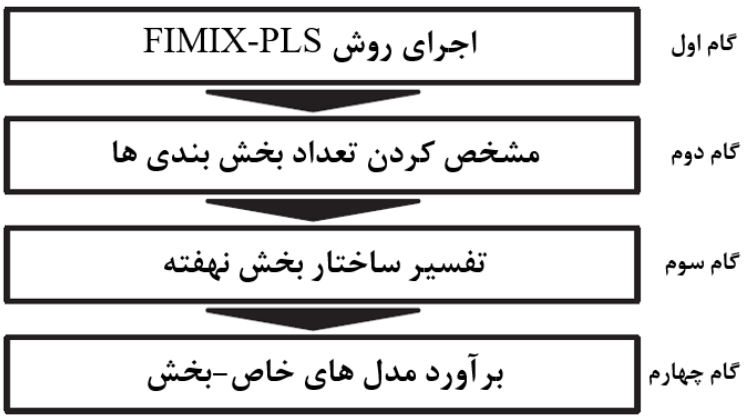
مرحله ۱: اجرای روش FIMIX-PLS

برای اجرای روش FIMIX-PLS محقق نیاز دارد تا چندین گزینه را در مورد تنظیمات الگوریتم انتخاب کند. برآورد مدل در FIMIX-PLS از اصل احتمال پیروی می کند، و ادعا می کند که تمام شواهد در نمونه ای که مربوط به پارامترهای مدل می باشد، دارای عملکرد احتمالی است. این عملکرد احتمالی با استفاده از الگوریتم انتظار-حداکثرسازی (EM) به حداکثر می رسد. الگوریتم (EM) در یک مرحله انتظار (E) و یک مرحله حداکثر سازی (M) به صورت دوره ای انجام می شود. مرحله (E) تابعی را برای انتظار جهت لگاریتم-احتمال ایجاد می کند که با استفاده از برآورد فعلی پارامترها ارزیابی می شود. مرحله (M) پارامترها را به وسیله حداکثر سازی انتظار لگاریتم - احتمال محاسبه می کند که در مرحله (E) تشکیل شده بود. مراحل E و M تا زمانی که نتایج تثبیت شود به صورت متوالی اعمال می شوند. تثبیت زمانی حاصل می شود که هیچ پیشرفت قابل توجهی در ارزش لگاریتم-احتمال از یک تکرار به بعد وجود نداشته باشد. مقدار 1×10^{-10} به عنوان ملاک توقف معرفی شده است تا اطمینان حاصل شود این الگوریتم در سطوح پایین و معقول از تغییرات تکراری لگاریتم -احتمال، همگرا است. وقتی ملاک توقف خیلی پایین باشد، الگوریتم FIMIX-PLS ممکن است در زمان قابل قبولی همگرا نباشد. بنابراین، محقق باید حداکثر تعداد تکرار را مشخص کند

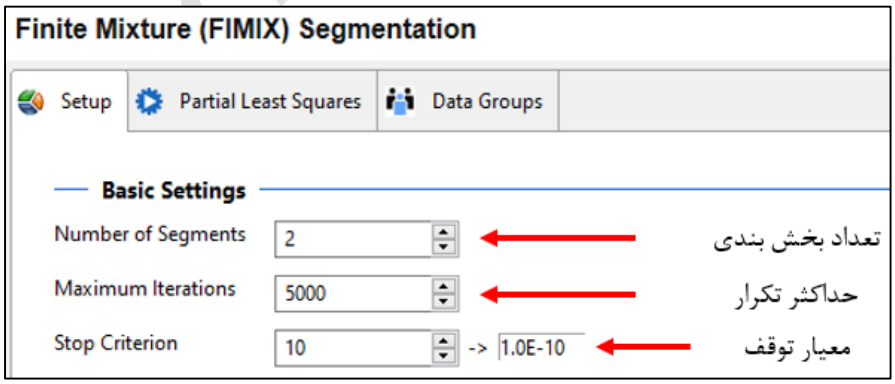
Archive
www.SID.ir

تا پس از آن الگوریتم به صورت خودکار خاتمه یابد. مشخص کردن حداکثر ۵۰۰۰ تعداد تکرار میزان دقیق بین اجرای زمان محاسبات قابل قبول و بدست آوردن نتایج با دقت کافی را تضمین می کند.

استفاده از الگوریتم EN برای برآورد مدل بسیار مهم است زیرا هم کارآمد بوده و هم با تعداد مشخصی از بخش بندی ها همگرا است. با این حال، ممکن است همگرایی در بخش مطلوبی رخ دهد، این بدان معناست که این راه حل تنها در مقایسه با راه حل های مشابه مطلوب است، نه در سطح کلی (استنلی[1] ۲۰۰۳). برای رسیدن مقادیر مورد انتظار و مطلوب به صورت احتمالی، محققان باید FIMIX-PLS را چندین بار اجرا کنند. محاسبات اولیه در FIMIX-LS بصورت تصادفی ایجاد می شود، به این معنی، هر بار که محاسبات در الگوریتم شروع می شود، از مقادیر مختلفی که به صورت تصادفی انتخاب شده اند برای ارزیابی پارمترها استفاده می کند. به طور کلی، نتایج حاصل از اجرای مکرر محاسبات FIMIX-PLS بسیار مشابه بهم خواهند بود. با این حال، اگر نتایج خیلی مشابه هم نباشند، می توان به این نتیجه رسید که به بخش مطلوب و مورد انتظار دست یافته و راه حل ها باید کنار گذاشته شوند، ما پیشنهاد می کنیم از ده تکرار الگوریتم FIMIX-PLS استفاده کنید تا راه حلی با بهترین ارزش لگاریتم-احتمال انتخاب کنید.



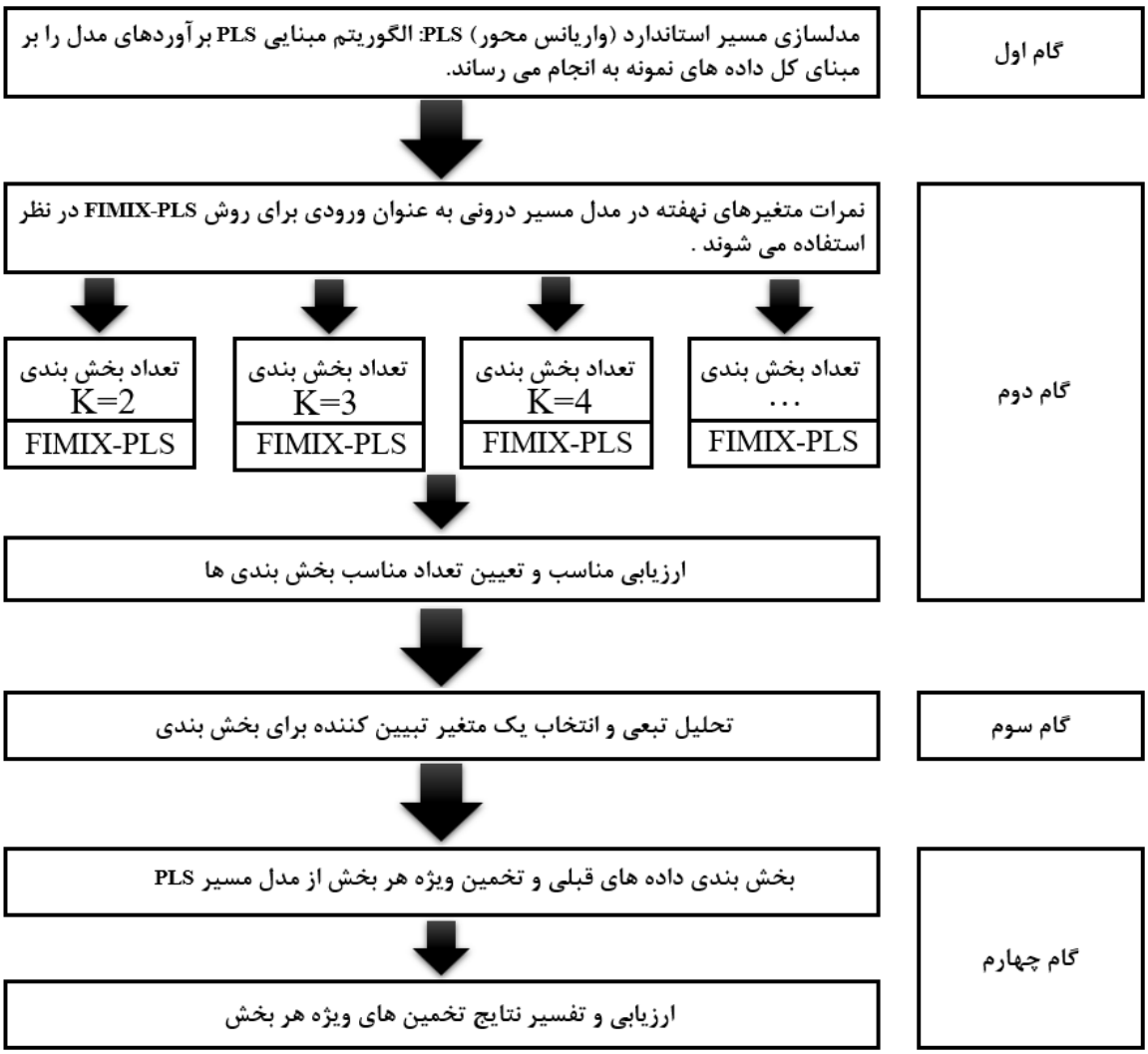
شکل ۳: روش سیستماتیک برای بکار بردن FIMIX-PLS



شکل ۴: گام اول FIMIX-PLS در نرم افزار SmartPLS

[1] Steinley

www.SID.ir



شکل ۵: پیشنهاد رویکرد FIMIX-PLS جهت استفاده کامل از قابلیت های آن (رینگل، سارستت و موئی، ۲۰۱۰)

اثر دیگر الگوریتم های FIMIX-PLS در ماهیت تصادفی این است که ضرایب بخش بندی ها مشخص نیست. یعنی ممکن است نتایج تکرار یک بخش خاص مجددا با یک ضریب متفاوت در بخش بندی دیگر با اجرای دوباره FIMIX-PLS ظاهر شود. این ویژگی معمولا تغییر برچسب نامیده می شود (مک لاکلان و پیل[1] ۲۰۰۰). نرم افزارهایی مثل SmartPLS با مرتب سازی و برچسب زدن بخش بندی ها بر اساس اندازه های نسبی آنها به این مسئله می پردازند.

نکته مهم دیگر هنگام اجرای FIMIX-PLS، بهبود مقادیر گمشده است. کسل و همکاران (۲۰۱۰) نشان دادند که فقط ۵ درصد مقادیر گمشده در یک متغیر باعث ایجاد مشکلات جدی در تجزیه و تحلیل FIMIX-PLS می شوند وقتی که آنها را با میانگین مقادیر معتبر آن نشانگر جایگزین می کنند (یعنی جایگزینی میانگین ارزش ها). در این مورد، گزینه بهبود ارزش های گمشده، مجموعه از ضرایب مشترک را ایجاد می کند که FIMIX-PLS آن را به عنوان یک بخش مجزای همگن تشخیص می هد. در نتیجه، تعداد بخش بندی ها احتمالا زیاد خواهد شد و مشاهداتی که واقعا به سایر بخش بندی ها تعلق دارند وارد بخش بندی

[1] McLachlan and Peel

www.SID.ir

غیرواقعی ایجاد شده خواهند شد. بنابراین جایگزینی میانگین ارزش ها نباید دز زمینه FIMIX-PLS استفاده شود، حتی اگر مقادیر گمشده خیلی کمی در مجموعه داده ها وجود داشته باشد. در عوض محققان باید کلیه مواردی را که شامل مقادیر گمشده در هر یک از شاخص های استفاده شده در مدل است را از تجزیه و تحلیل حذف کنند (سارستت و موئی، ۲۰۱۴). هرچند این رویکرد مشکلات مربوط به خود را دارد به ویژه هنگامی که مقادیر به طور تصادفی از دست می روند، از جایگزینی میانگین ارزش ها و سایر روش های جایگزین و از ایجاد یک بخش غیر واقعی جلوگیری می کند، مانند جایگزینی EM و جایگزینی رگرسیونی.

در نهایت الگوریتم FIMIX-PLS برای اجرا نیازمند تعداد متناوب بخش بندی ها، و شروع با راه حل پیشنهادی با یک بخش بندی است. از آنجایی که تعداد بخش بندی ها مشخص نیست، محققان باید راه حل ها را با تعداد بخش بندی های مختلف از نظر کیفیت آماری و تفسیر آنها مقایسه کنند (هنسلر و همکاران، ۲۰۱۵؛ سارتستت و همکاران، ۲۰۱۴). محدوده ممکن تعداد بخش بندی ها به تعامل بین اندازه نمونه و حداقل الزامات اندازه نمونه برای برآورد قابل اطمینان در مدل مورد نظر بستگی دارد. به عنوان مثال، هنگام تجزیه و تحلیل مجموعه داده با ۲۰۰ مشاهده و مواجهه با حداقل اندازه نمونه ۵۰، مناسب نیست FIMIX-PLS را با بیش از چهار بخش بندی اجرا کنید. بنابراین ضروری است که حداقل موارد مورد نیاز را برای بخش بندی اندازه نمونه به عنوان مستندات در نظر بگیرید، به عنوان مثال (هایر و همکاران، ۲۰۱۶)، قبل از تعیین محدوده، راه حل های بخش بندی را در تجزیه و تحلیل FIMIX-PLS مطرح کنید. حداکثر تعداد بخش بندی بصورت تئوری بوسیله عدد بزرگ صحیح ارائه می شود وقتی که اندازه نمونه n تقسیم بر حداقل اندازه نمونه می شود (n_{min} (n/n_{min})). هرچند، بسیار بعید است که مشاهدات بطور مساوی در بین بخش بندی ها توزیع شوند، به خصوص زمانی که کران بالا بیشتر باشد، به طور کلی در نظر گرفتن تعداد پایین بخش بندی ها توصیه می شود.

مرحله ۲: تعیین تعداد بخش بندی ها

یک چالش اساسی در استفاده از FIMIX-PLS مشخص کردن تعداد گروه هایی است که از داده ها استفاده می کنند. شناسایی تعداد مناسب گروه ها بسیار مهم است، زیرا بسیاری از تصمیمات مدیریتی بر اساس این نتایج اتخاذ می گردد.

(مانند یادداشت بکر و همکاران (۲۰۱۵): تعداد نادرست بخش بندی ها منجر به نتایج کمتر از حد مورد انتظار و یا بیشتر از حد می شود و همین منجر به اتخاذ تصمیمات نادرست مدیریت در مورد مثلا، در نظر داشتن مشتری، موقعیت یابی محصول تعیین بازاریابی ترکیبی بهینه می شود.)

بر خلاف سایر تکنیک های کلاس نهفته در PLS-SEM، FIMIX-PLS به محققان این اجازه را می دهد معیارهای اطلاعاتی مبتنی بر احتمال را محاسبه کنند، که نشانه ای از فراهم کردن چگونگی حفظ اطلاعات چند بخشی است. معیارهای اطلاعات به طور همزمان تناسب یک مدل (یعنی احتمال) و تعداد پارامترهای مورد استفاده برای دستیابی به آن تناسب را در نظر می گیرند. بنابراین معیارهای اطلاعاتی، یک عملیات احتمالی تنبیهی را ارائه می دهند. یعنی احتمال منفی + دوره تنبیهی، که با تعداد بخش بندی ها افزایش می یابد (سارتستت، ۲۰۰۸). هر چه ارزش معیار اطلاعات کوچک تر باشد، راه حل حل تقسیم بندی بهتر می شود. نمونه بارز معیارهای اطلاعاتی شامل معیار اطلاعات آکائیک[1](AIC؛ آکائیک، ۱۹۹۳)، اصلاح شده آئیک با فاکتور ۳ (AIC 3؛ بوزدوغان[2]، ۱۹۹۴)، آئیک ثابت (CAIC؛ بوزدوغان، ۱۹۸۷) و معیار اطلاعات بایزیان (BIC؛ اشوارز، ۱۹۷۸)، جهت ارائه رسمی این معیارها به عنوان مثال، به مطالعه سارستت و همکاران (۲۰۱۱) مراجعه کنید.

معیارهای اطلاعاتی در محدوده مشخص مانند (۰ تا ۱) مقیاس بندی نمی شوند. در عوض، این معیارها ممکن است بسته به نقطه شروع الگوریتم FIMIX-PLS در ضرایب صد یا هزار ارزش گذاری شوند که به صورت تصادفی تنظیم می شوند. مهم تر از همه، ضرایب هر معیار را می توان در بین راه حل های مختلف و تعداد بخش بندی های متغیر (به شرط اینکه در یک رایانه محاسبه شوند) مقایسه کرد. بنابراین محقق باید چندین راه حل را با تعداد بخش بندی های متناوب بررسی کند و مدلی را انتخاب کند که ضرایب یک معیار اطلاعاتی را به حداقل می رساند.

[1] Akaike
[2] Bozdogan

Archive of SID
www.SID.ir

سارستت و همکاران (۲۰۱۱) اثر بخشی معیارهای اطلاعاتی مختلف را در FIMIX-PLS در بین محدوده گسترده ای از داده ها و مدل ارزیابی کرده اند. نتایج آنها نشان می دهد که محققان باید AIC3 و CAIC را به صورت مشترک ارزیابی کنند. هرگاه این دو معیار تعداد بخش بندی های یکسانی را نشان دهند، به احتمال زیاد نتایج تعداد بخش بندی های مناسبی را نشان می دهند. AIC با فاکتور ۴ (AIC4؛ بوزدوغان، ۱۹۹۴) و BIC عموما عملکرد خوبی دارند، اما معیارهای دیگر گرایش با برآورد بیش از حد مورد انتظار را نشان می دهند. بخصوص در مورد AIC که اغلب تعداد صحیح بخش بندی ها را با سه یا چند بخش بندی مشخص می کند. با این حال، معیارهای دیگر، مانند توضیح حداقل طول ۵ (MDL5؛ لیانگ و همکاران[1] ۱۹۹۲)، گرایش های با برآورد کمتر از حد مورد انتظار را نشان می دهد. محققان می توانند از این اطلاعات برای تعیین محدوده مشخصی از تعداد بخش بندی مناسب استفاده کنند. به عنوان مثال، هنگامی که AIC یک راه حل ۵ بخشی را نشان می دهد، حفظ تعداد کمتر بخش بندی ها ضروری به نظر می رسد. جدول (۱) نمایی از معیارهای اطلاعات مختلف را ارائه می دهد و عملکرد هر یک از آنها را در زمینه FIMIX-PLS مورد تاکید قرار می دهد.

معیارهای اطلاعاتی گلوله نقره ای برای تعیین بخش بندی بهتر و مناسب در FIMIX-PLS نیستند، زیرا معیارهایی مثل AIC4 و BIC هیچ پیشنهادی از چگونگی تفکیک بخش بندی ها ارائه نمی دهند. به همین دلیل، محققان باید استفاده تکمیلی از مقیاس های مبتنی بر آنتروپی مانند، آنتروپی آماری نرمال (EN؛ رمسوامی و همکاران[2] ۱۹۹۳) را در نظر بگیرند. EN از احتمال عضویت بخش بندی مشاهدات استفاده می کند تا نشان دهد آیا بخش بندی قابل اعتماد است یا خیر. هر چه مشاهدات بیشتر احتمال عضویت در بخش بندی را بالا نشان دهد، به وضوح رابطه بخش بندی ها بیشتر است. EN بین ۰ تا ۱ متغیر است و مقادیر بالای این معیار نشان می دهد بخش بندی دارای کیفیت بیشتری است. تحقیقات پیشین ثابت کردند که مقادیر EN بالاتر از ۰/۵۰ روشن است که اجازه طبقه بندی داده ها را به تعداد از پیش تعیین شده بخش بندی ها می دهد (رینگل و همکاران، ۲۰۰۵، ۲۰۱۰).

جدول ۱: انتخاب معیار مناسب و عملکرد هر یک از معیارها در FIMIX-PLS

مخفف	نام معیار	عملکرد در FIMIX-PLS
AIC	Akaike's information criterion	• عملکرد ضعیف • گرایش بسیار شدید به تخمین بیش از حد برای بخش بندی ها • می توان برای تعیین حد بالا از راه حل های تقسیم بندی مناسب استفاده کرد
AIC_3	Modified Akaike's information criterion with factor 3	• نسبتا مناسب در عملکرد خوب • تمایل به تخمین بیش از حد تعداد بخش بندی ها • در ترکیب با CAIC و BIC به خوبی کار می کند
AIC_4	Modified Akaike's information criterion with factor 4	• عملکرد خوب • گرایش به تخمین بیش از حد و کمتر از حد تعداد بخش بندی ها
BIC	Bayesian information criterion	• عملکرد خوب • تمایل به تخمین ضعیف تعداد بخش بندی ها • باید به طور مشترک با AIC3 ارزیابی شود
CAIC	Consistent Akaike's information criterion	• عملکرد خوب • تمایل به تخمین ضعیف تعداد بخش بندی ها • باید به طور مشترک با AIC3 ارزیابی شود
MDL_5	Minimum description length with factor 5	• عملکرد ضعیف • گرایش بسیار شدید به تخمین ضعیف برای بخش بندی ها • می توان برای تعیین حد بالا از راه حل های تقسیم بندی مناسب استفاده کرد

[1] Liang et al.
[2] Ramaswamy *et al*.

www.SID.ir

Finite Mixture (FIMIX) Segmentation (Run No. 1)

Fit Indices

Fit Indices

AIC (Akaike's Information Criterion)	1,657.499
AIC3 (Modified AIC with Factor 3)	1,674.499
AIC4 (Modified AIC with Factor 4)	1,691.499
BIC (Bayesian Information Criteria)	1,711.397
CAIC (Consistent AIC)	1,728.397
HQ (Hannan Quinn Criterion)	1,679.359
MDL5 (Minimum Description Length with Factor 5)	2,062.990
LnL (LogLikelihood)	-811.749
EN (Entropy Statistic (Normed))	0.376
NFI (Non-Fuzzy Index)	0.422
NEC (Normalized Entropy Criterion)	109.821

شکل ۶: مثال گزارش نتایج مربوط به اجرای FIMIX-PLS در نرم افزار SmartPLS 3

جدول ۲: نحوه محاسبه معیارهای اطلاعاتی

منابع	تشریح	معیار
	معیارهای اطلاعاتی	
Akaike (1973)	$AIC = -2 \cdot lnL + 2 \cdot N_s$	Akaike Information Criterion
Hurvich and Tsai (1989)	$AIC_c = AIC + [2 \cdot (N_s + 1) \cdot (N_s + 2)]/(N - N_s - 1)$	Small Sample AIC
Bozdogan (1994)	$AIC_3 = -2 \cdot lnL + 3 \cdot N_s$	Modified AIC 3
Bozdogan (1994)	$AIC_4 = -2 \cdot lnL + 4 \cdot N_s$	Modified AIC 4
Schwarz (1978)	$BIC = -2 \cdot lnL + ln(N) \cdot N_s$	Bayes Information Criterion
Bozdogan (1987)	$CAIC = -2 \cdot lnL + [ln(N) + 1] \cdot N_s$	Consistent AIC
Liang, Jaszczak and Coleman (1992)	$MDL_2 = -2 \cdot lnL + 2 \cdot ln(N) \cdot N_s$	Minimum Description Length 2
Liang, Jaszczak and Coleman (1992)	$MDL_2 = -2 \cdot lnL + 5 \cdot ln(N) \cdot N_s$	Minimum Description Length 5
Hannan and Quinn (1979)	$HQ = -2 \cdot lnL + 2\, ln[ln(N)] \cdot N_s$	Hannan-Quinn Criterion

هنگام تصمیم گیری در مورد حفظ تعداد بخش بندی ها، این نکته مهم را در نظر داشته باشید که الگوریتم EM همیشه به تعداد بخش بندی های از پیش تعیین شده همگرا می شود. با این حال، نتیجه ممکن است این باشد که FIMIX-PLS زیر مجموعه کوچکی از داده ها را مجبور به بخش بندی های غیر واقعی می کند، زیرا فقط به این دلیل که محقق تعداد بخش بندی زیادی را

www.SID.ir

در تجزیه و تحلیل تعیین کرده است. چنین بخش بندی های غیر واقعی، سهم ناچیزی از حاشیه ناهمگنی را در مجموعه داده های کلی به خود اختصاص داده و معمولا در تایید اعتبار نتایج یک گروه، بسیار ناچیز هستند (ریگدون و همکاران، ۲۰۱۰). بنابراین، علاوه بر معیارهای اطلاعاتی و EN، محقق باید به دقت ضریب بخش بندی ایجاد شده به وسیله FIMIX-PLS را مطرح کند. اگر تجزیه و تحلیل نتایج بخش بندی برون زا این اطمینان را دهد که اعتبار تحلیل بسیار کم است، محقق باید در نظر داشته باشد که تعداد بخش بندی ها را کاهش داده یا رها کند و به تجزیه و تحلیل و تفسیر بخش بندی های بزرگ بپردازد.

درنهایت، توجه به این نکته مهم است که یک رویکرد صرفا مبتنی بر داده، فقط راهنمایی ناهمواری در مورد تعداد بخش بندی هایی که باید انتخاب شوند ارائه می دهد. اکتشاف پذیری مانند معیارهای اطلاعات و EN قابل قبول (خطا پذیر) هستند زیرا به داده ها و ویژگی های مدل حساس هستند، به عنوان مثال بکر و همکاران (۲۰۱۵) اظهار کردند که حتی سطوح پایین همخطی در مدل ساختاری می تواند عواقب جانبی در عملکرد معیارهای اطلاعاتی داشته باشد. FIMIX-PLS ابزاری اکتشافی است و باید بهینه شود. در نتیجه، هر تصمیمی در مورد تعداد بخش بندی ها باید بر مبنای عملی بوده و ملاحظات عملی باید در نظر گرفته شوند (سارستت وهمکاران، ۲۰۰۹). به عنوان مثال محققان ممکن است دانش قبلی یا نظریه ای داشته باشند که بتوانند بر اساس آن انتخاب را انجام دهند. به همین ترتیب تعداد بخش بندی ها باید به اندازه کافی کوچک باشد تا از صرفه جویی و قابلیت اداره آن اطمینان حاصل شود، ولی هر بخش نیز باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا دقت استراتژیک را تضمین کند.

مرحله ۳: تعیین تعداد بخش بندی ها

پس از اتمام تجزیه و تحلیل، FIMIX-PLS با توجه به هر مشاهده، احتمال عضویت در هر گروه و همچنین ارزیابی مدل های خاص هر گروه را در اختیار کاربران قرار می دهد که مهم ترین آنها ضرایب مسیر هستند. این ضرایب مسیر بر مبنای رگرسیونی حداقل مربعات جزئی هستند که از احتمال عضویت بخش بندی به عنوان ورودی استفاده می کنند (هان[1] و همکاران، ۲۰۰۲). بدین معنی که هر مشاهده در ارزیابی ضرایب مسیر خاص مشارکت دارد، که متفاوت از وضعیتی است که مشاهدات به گروه های غیر مشترک (به عنوان مثال تقسیم بندی دشوار) گروه بندی می شوند و هر گروه بصورت جداگانه محاسبه می شود. در نتیجه برآورد ضریب مسیر ایجاد شده اولیه توسط FIMIX-PLS بسیار خلاصه و انتزاعی بوده و تنها جهت گیری کوتاه در مورد روابط مورد انتظار در داخل هر یک از گروه ها را پیشنهاد می کند. تبدیل نتایج اولیه FIMI-PLS به نتیجه قابل درک نیازمند محققی است تا بخش بندی ها را در شرایطی که متغیر ها قابل مشاهده و مدیریت هستند، بصورت قابل درک، تفسیر کند. برای این کار محققان باید یک یا چند متغیر تبیین کننده که با بخش بندی FIMIX-PLS مطابقت دارد به بهترین شکل ممکن شناسایی کنند (هان و همکاران، ۲۰۰۲؛ رینگل و همکاران، ۲۰۱۰، سارستت و رینگل، ۲۰۱۰).

این تجزیه و تحلیل که به عنوان تجزیه و تحلیل پیشین نیز گفته می شود (هان و همکاران، ۲۰۰۲)، ابتدا شامل اختصاص هر مشاهده به یک بخش بندی خاص بر اساس حداکثر احتمال عضویت در یک بخش بندی است. به عنوان مثال، اگر یک مشاهده در راه حل دو بخشی، ۷۱ درصد احتمال تعلق به بخش بندی ۱ و ۲۹ درصد احتمال تعلق به بخش بندی ۲ را داشته باشد، این مشاهدات را به بخش بندی اول اختصاص می دهد. این فرآیند که به آن تقسیم بندی دشوار نیز گفته می شود، اطمینان می هد که هر مشاهده فقط به یک بخش بندی اختصاص داده می شود (یعنی بخش بندی ها از هم جدا هستند). در مرحله بعد، محقق باید داده ها را با استفاده از یک متغیر تبیین کننده ، یا ترکیبی از چندین متغیر روشن، بین گروه ها تقسیم کند، و این یک گروه بندی از داده ها را ارائه می دهد که تا حدود زیادی با نمونه تولید شده توسط FIMIX-PLS مطابقت دارد.

محققان ابزارهای مختلفی را برای شناسایی متغیرهای روشن و مناسب پیشنهاد داده اند. به عنوان مثال، در زمینه مرتبط، (رامسوامی و همکاران، ۱۹۹۳)، رگرسیون متوالی تنظیم کننده در احتمال عضویت بخش بندی را در مجموعه از متغیرهای تبیین کننده که بیشترین تاثیر را بر راه حل بخش ها دارد پیشنهاد کردند:

[1] Hahn

Archive of SID
www.SID.ir

$$\ln\left(p_{ij}\Big/\left(\prod_{i=1}^{s} p_{ij}\right)^{1/s}\right),$$

نکته مهم، محققان برای اجرای درست تجزیه و تحلیل در متن قبلی، باید بتوانند مجموعه بیشتری از ویژگی های قابل مشاهده را در نظر بگیرند تا بتوانند به عنوان یک ورودی قابل قبول بکار بگیرند. بررسی تعداد محدودی از ویژگی های قابل مشاهده ممکن، محققان را محدود به ایجاد مجدد بخش بندی در FIMIX-PLS می کند. با توجه به این نکته، محققان باید ارزیابی کنند که آیا یک متغیر تبیین کننده، یا مجموعه از متغیرها، از نظر تئوری در مورد اینکه ضرایب مسیر در بخش بندی های مشخص شده، دارای اختلاف معنادار هستند، توضیح دهند. بنابراین ارزیابی نقش تبیین کنندگی متغیرها به منظور اجرای کامل FIMIX-PLS باید قبلا در مرحله طراحی تحقیق هنگام جمع آوری متغیرهای توصیفی یا بقیه متغیرها مهم در نظر گرفته شود.

با این وجود، ایجاد مجدد بخش بندی در FIMIX-PLS یک کار بسیار چالش برانگیز است، زیرا ویژگی های قابل مشاهده اغلب با ساختار بخش بندی نهفته مطابقت ندارند. در برابر این پیش زمینه، همپوشانی ۶۰ درصد بین بخش بندی FIMIX-PLS و نمونه ایجاد شده توسط متغیرهای تبیین کننده را می توان رضایت بخش دانست. موارد زیر قواعد سرانگشتی برای تجزیه و تحلیل FIMIX-PLS را بصورت خلاصه نشان می دهد:

تنظیمات الگوریتم FIMIX-PLS

- استفاده از معیار توقف $1{,}10^{-10}$ و حداکثر تعداد تکرار ۵۰۰۰.
- برای جلوگیری از همخطی در مقدار مطلوب و قابل قبول، از ۱۰ بار تکرار استفاده کنید.
- از شاخص های استفاده کنید که مقدار گمشده ندارند. از جایگزینی مقدار میانگین یا روش های مرتبط استفاده نکنید.
- برای تعیین محدوده مناسب برای تعداد بخش بندی ها، از یک بخش بندی به عنوان حد پایین تر، و هنگام تقسیم اندازه نمونه با حداقل اندازه نمونه بخش بندی به عنوان حد بالا استفاده کنید.

تعیین تعداد بخش بندی های قابل محفوظ

- معیارهای اطلاعاتی: اگر AIC3 و CAIC تعداد بخش بندی های یکسانی را نشان می دهند، این راه حل را انتخاب کنید. از طرف دیگر AIC3 و BIC را بطور مشترک در نظر بگیرید. تعداد بخش بندی که توسط AIC4 و BIC نشان داده شده است در نظر بگیرید. به طور کلی، بخش بندی های کمتری که بوسیله AIC نشان داده شده است را انتخاب کنید تا بوسیله MDL5 نشان داده شود.
- معیار آنتروپی یا EN: معیار EN ترجیحا بالاتر ۰/۵۰ باشد.
- مطمئن باشید که اندازه های بخش بندی حداقل الزامات اندازه نمونه را تامین کنند. در صورت عدم تامین، تعداد بخش بندی ها را کاهش داده و یا بدون در نظر گرفتن بخش بندی های غیرواقعی، روی قسمت های بزرگتر تمرکز کنید. ملاحظات عملی را در نظر داشته باشید. در صورت امکان اجازه دهید اطلاعات و نظریه های پیشین در انتخاب راهنمایی کنند. مطمئن شوید که راه حل مناسب با مدیریت است.

تجزیه و تحلیل توضیحات قبلی

- با استفاده از حداکثر احتمال عضویت در بخش بندی، هر مشاهده را به یک بخش اختصاص دهید.
- تقسیم داده ها با استفاده از یک متغیر تبیین کننده، یا ترکیبی از چندین متغیر تبیین کننده، که یک گروه بندی از داده ها ارائه می دهد که تا حدودی با نمونه ایجاد شده توسط FIMIX-PLS مطابقت دارد.

Archive of SID
www.SID.ir

- همپوشانی ۶۰ درصدی بین بخش بندی های FIMIX-PLS و نمونه ای ایجاد شده توسط متغیرهای تبیین کننده، رضایت بخش و قابل قبول تلقی می شود.

مرحله ۴: ارزیابی مدل های خاص-بخش بندی

هنگامی که محقق یک یا چند متغیر تبیین کننده را که مطابق با بخش بندی FIMIX-PLS است، شناسایی کرد، مرحله نهایی ارزیابی و تخمین مدل های خاص بخش بندی است. با انجام این کار، محقق باید اطمینان حاصل کند که کلیه معیارهای مدل با استانداردهای کیفیت مستند شده مطابقت دارد. (به عنوان مثال، مطالعه هایر و همکاران، ۲۰۱۴، ۲۰۱۶).

این تجزیه و تحلیل کاربرد اصلی FIMIX-PLS را تکمیل می کند. با این حال تجزیه و تحلیل های بیشتر ممکن است شامل بررسی اینکه آیا تفاوت هایی در بین ضرایب مسیر خاص بخش بندی و همچنین در استفاده از آنالیز چند گروهی تفاوت قابل ملاحظه وجود دارد. محققان، رویکردهای مختلفی را برای تجزیه و تحلیل چند گروهی ارائه داده اند (سارستت و همکاران، ۲۰۱۱) و (هایر و همکاران، ۲۰۱۶) که در مورد جزئیات بیشتر بحث کرده اند. مو و همکاران (۲۰۱۶) استفاده از روش جایگشت (یا روش تبدیلی، جایگردی) را توصیه می کنند که در نرم افزار SmartPLS3 نیز اجرا شده است. قبل از تفسیر نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل چند گروهی، محققان باید مطمئن شوند که مدل های اندازه گیری در گروه ها ثابت هستند. محققان با ساماندهی عدم تغییر اندازه گیری می توانند اطمینان حاصل کنند که تفاوت های گروهی در ارزیابی مدل به علت محتوای مشخص و یا معانی متغیرهای پنهان در بین با کل گروه بندی وجود ندارد. به عنوان مثال تغییرات در روابط ساختاری بین متغیرهای نهفته می تواند ناشی از معانی مختلفی باشد که پاسخ دهندگان گروه ها به جای تفاوت های واقعی در روابط ساختاری نسبت به پدیده های مورد اندازه گیری دارند. برای آزمایش تغییر ناپذیری اندازه گیری در زمینه PLS-SEM، محققان باید ثابت بودن اندازه گیری مرکب (MICOM) را انجام دهند که توسط هنسلر[1] و همکاران (۲۰۱۶) پیشنهاد شده است. روش (MICOM) شامل سه مرحله است که موارد زیر را پیگیری می کند:

۱- برابری پارامتر سازی و تخمین (عدم تغییر پیکربندی)؛

۲- برازی وزن های شاخص ها (تغییناپذیری اجزاء مختلف)؛ و

۳- برابری میانگین ارزش ها و واریانس های مرکب.

روش MICOM در نرم فزار SmartPLS3 پیاده سازی شده است.

[1] Henseler

Archive of SID
www.SID.ir

خلاصه و جمع بندی

عنوان	پژوهشگر
رفتار خریداران سوپر مارکت	Teller and Gittenberger (2011)
یکسان نگری برند	Valette-Florence et al. (2011)
وفاداری برند	Loureiro (2012), Loureiro and Miranda (2011)
ارزش برند	Barnes and Mattson (2011),
رقابت در مقاصد گردشگری	Mazanec and Ring (2011)
شهرت و اعتبار شرکت	Matthews et al. (2016), Sarstedt and Ringle (2010)
رضایت مشتری	Hahn et al. (2002), Human and Naudé (2014), Rigdon et al. (2011), Ringle et al. (2010a, b)
توانایی های پویا	Wilden and Gudergan (2015)
جهت گیری محیطی شرکت ها	Mondéjar-Jiménez et al. (2015)
مدیریت پایدار محیطی	Ferrari et al. (2010)
ویژگی های کاربر سیستم های اطلاعاتی	Semina and Muris (2013)
استفاده شرکت های کوچک و متوسط از اینترنت	Caniëls et al. (2015), Lenaerts and Gelderman (2015)
تسهیم دانش	Stewart Jr. et al. (2015)
ارزش درک شده	Jiménez-Castillo et al. (2013)
عملکرد سازمان ها	Oyewobi et al. (2016)
حمایت مالی ورزش	Alonso-Dos-Santos et al. (2016)
تقسیم ذینفعان	Money et al. (2012)
مدیریت بازاریابی استراتژیک	Navarro et al. (2011)
جابجایی هزینه ها ر صنعت ICT	Matzler et al. (2015)
مدیریت گردشگری	Marques and Reis (2015)

بررسی ناهمگنی مشاهده نشده مهم است تا اطمینان حاصل شود تجزیه و تحلیل کل داده ها در واقع نتیجه جانبدارانه دو یا چند گروه تعریف نشده و غیر مشابه در داده ها نیست. ناهمگنی مشاهده نشده ، در صورت وجود داده، نیاز به شناسایی، ارزیابی و بهبود دارد. به عنوان مثال، در استفاده از FIMIX-PLS. این روش از طریق یک رویکرد چهار مرحله ای انجام می شود که در آن محققان FIMIX-PLS را اجرا می کنند، تعداد بخش بندی ها را تعیین می کنند، ساختار بخش بندی نهفته را توضیح می دهند و در نهایت مدل های خاص بخش بندی را ارزیابی و تخمین می زنند.

شناسایی تعداد مناسب گروه ها برای حفظ داده ها یکی از سخت ترین کارها در بکارگیری FIMIX-PLS است. بر خلاف سایر تکنیک های کلاس نهفته مبتنی بر FIMIX-PLS، PLS-SEM به عنوان مثال معیارهای اطلاعاتی مبتنی بر احتمال برای کمک به انتخاب تعداد بخش بندی ها و جلوگیری از بخش بندی های کمتر از حد یا بیش از حد مجموعه داده ها، برای محققان فراهم میکند. در مطالعات آینده بصورت عملی و قابل درک نحوه استفاده از رویکرد FIMIX-PLS را نشان خواهیم داد.

جدول ۳: پژوهش های انجام شده در حوزه های مختلف با استفاده از بکارگیری FIMIX-PLS

www.SID.ir

منابع

Akaike, H. (1973), Information theory and an extension of the maximum likelihood principle , in Petrov, B.N. and Csáki, F. (Eds), Second International Symposium on Information Theory, Académiai Kiadó, Budapest, pp. 267-281.

Becker, J.-M., Rai, A., Ringle, C.M. and Völckner, F. (2013), Discovering unobserved heterogeneity in structural equation models to avert validity threats , MIS Quarterly, Vol. 37 No. 3, pp. 665-694.

Becker, J.-M., Ringle, C.M., Sarstedt, M. and Völckner, F. (2015), How collinearity affects mixture regression results , Marketing Letters, Vol. 26 No. 4, pp. 643-659.

Bozdogan, H. (1987), Model selection and Akaike's Information Criterion (AIC): the general theory and its analytical extensions , Psychometrika, Vol. 52 No. 3, pp. 345-370.

Bozdogan, H. (1994), Mixture-model cluster analysis using model selection criteria in a new information measure of complexity , in Bozdogan, H. (Ed.), Proceedings of the First US/ Japan Conference on Frontiers of Statistical Modelling: An Information Approach, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Boston, London, pp. 69-113.

Chin, W.W. and Dibbern, J. (2010), A permutation based procedure for multi-group PLS analysis: results of tests of differences on simulated data and a cross cultural analysis of the sourcing of information system services between Germany and the USA , in Esposito Vinzi, V., Chin, W.W., Henseler, J. and Wang, H. (Eds), Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods and Applications (Springer Handbooks of Computational Statistics Series), Vol. 2, Springer, Heidelberg, Dordrecht, London, New York, NY, pp. 171-193.

Chrisrian, M., Marko, S., Erik, A. (2009). Response-Based Segmentation Using Finite Mixture Partial Least Squares: Theoretical Foundations and an Application to American Customer Satisfaction Index Data, Data Mining: Special Issue in Annals of Information Systems, Vol. 6, pp. 19-49.

Dibbern, J. and Chin, W.W. (2005), Multi-group comparison: testing a PLS model on the sourcing of application software services across Germany and the USA using a permutation based algorithm, in Bliemel, F.W., Eggert, A., Fassott, G. and Henseler, J. (Eds), Handbuch PLS-Pfadmodellierung, Methode, Anwendung, Praxisbeispiele, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, pp. 135-160.

Hahn, C., Johnson, M.D., Herrmann, A. and Huber, F. (2002), Capturing customer heterogeneity using a finite mixture PLS approach, Schmalenbach Business Review, Vol. 54 No. 3, pp. 243-269.

Hair, J.F., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2011), PLS-SEM: indeed a silver bullet, The Journal of Marketing Theory and Practice, Vol. 19 No. 2, pp. 139-152.

Hair, J.F., Sarstedt, M., Pieper, T.M. and Ringle, C.M. (2012a), The use of partial least squares structural equation modeling in strategic management research: a review of past practices and recommendations for future applications, Long Range Planning, Vol. 45 Nos 5/6, pp. 320-340.

Hair, J.F., Sarstedt, M., Ringle, C.M. and Mena, J.A. (2012b), An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research, Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 40 No. 3, pp. 414-433.

Hair, J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2014a), A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), Sage, Thousand Oaks, CA.

Hair, J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2016), A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), 2nd edition, Sage, Thousand Oaks, CA.

Hair, J.F., Sarstedt, M., Hopkins, L. and Kuppelwieser, V.G. (2014b), Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): an emerging tool in business research, European Business Review, Vol. 26 No. 2, pp. 106-121.

Henseler, J., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2015), A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling, Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 43 No. 1, pp. 115-135.

Henseler, J., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2016), Testing measurement invariance of composites using partial least squares, International Marketing Review, in Press.

Archive of SID
www.SID.ir

Jedidi, K., Jagpal, H.S. and DeSarbo, W.S. (1997), "Finite-mixture structural equation models for response-based segmentation and unobserved heterogeneity, Marketing Science, Vol. 16 No. 1, pp. 39-59.

Kaufmann, L. and Gaeckler, J. (2015), A structured review of partial least squares in supply chain management research, Journal of Purchasing and Supply Management, Vol. 21 No. 4, pp. 259-272.

Kessel, F., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2010), On the impact of missing values on model selection in FIMIX-PLS, Proceedings of the 2010 INFORMS Marketing Science Conference, Cologne.

Lee, L., Petter, S., Fayard, D. and Robinson, S. (2011), On the use of partial least squares path modeling in accounting research, International Journal of Accounting Information Systems, Vol. 12 No. 4, pp. 305-328.

Liang, Z., Jaszak, R.J. and Coleman, R.E. (1992), Parameter estimation of finite mixtures using the EM algorithm and information criteria with applications to medical image processing, IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol. 39 No. 4, pp. 1126-1133.

McLachlan, G.J. and Peel, D. (2000), Finite Mixture Models, Wiley, New York, NY.

Matthews, L., Sarstedt, M., Hair, J.F. and Ringle, C.M. (2016), Identifying and treating unobserved heterogeneity with FIMIX-PLS: part II – a case study, European Business Review, Vol. 28 No. 2.

Money, K.G., Hillenbrand, C., Henseler, J. and Da Camara, N. (2012), Exploring unanticipated consequences of strategy amongst stakeholder segments: the case of a European revenue service, Long Range Planning, Vol. 45 Nos 5/6, pp. 395-423.

Marko, S., Jan, M., Christian, M., Manfred, S. (2011), Uncovering and Treating Unobserved Heterogeneity with FIMIX-PLS: Which Model Selection Criterion Provides an Appropriate Number of Segments?, Schmalenbach Business Review, Vol. 63 No. 1, pp. 34-62.

Peng, D.X. and Lai, F. (2012), Using partial least squares in operations management research: a practical guideline and summary of past research, Journal of Operations Management, Vol. 30 No. 6, pp. 467-480.

Ramaswamy, V., DeSarbo, W.S., Reibstein, D.J. and Robinson, W.T. (1993), An empirical pooling approach for estimating marketing mix elasticities with PIMS data, Marketing Science, Vol. 12 No. 1, pp. 103-124.

Rapp, A., Trainor, K.J. and Agnihotri, R. (2010), Performance implications of customer-linking capabilities: examining the complementary role of customer orientation and CRM technology, Journal of Business Research, Vol. 63 No. 11, pp. 1229-1236.

Rigdon, E.E., Ringle, C.M. and Sarstedt, M. (2010), Structural modeling of heterogeneous data with partial least squares, in Malhotra, N.K. (Ed.), Review of Marketing Research, Sharpe, Armonk, NY, pp. 255-296.

Rigdon, E.E., Ringle, C.M., Sarstedt, M. and Gudergan, S.P. (2011), Assessing heterogeneity in customer satisfaction studies: across industry similarities and within industry differences, Advances in International Marketing, Vol. 22, pp. 169-194.

Ringle, C.M., Sarstedt, M. and Mooi, E.A. (2010a), Response-based segmentation using finite mixture partial least squares: theoretical foundations and an application to American customer satisfaction index data, Annals of Information Systems, Vol. 8, pp. 19-49.

Ringle, C.M., Sarstedt, M. and Straub, D.W. (2012), A critical look at the use of PLS-SEM in MIS quarterly, MIS Quarterly, Vol. 36 No. 1, pp. 3-15. Ringle, C.M., Wende, S. and Will, A. (2005a), Customer segmentation with FIMIX-PLS, in Aluja, T., Casanovas, J., Esposito Vinzi, V., Morineau, A. and Tenenhaus, M. (Eds), PLS and Related Methods: Proceedings of the PLS'05 International Symposium. Decisia, Paris, pp. 507-514.

Ringle, C.M., Wende, S. and Will, A. (2005b), SmartPLS 2, SmartPLS, Hamburg.

Ringle, C.M., Wende, S. and Will, A. (2010b), Finite mixture partial least squares analysis: methodology and numerical examples, in Esposito Vinzi, V., Chin, W.W., Henseler, J. and Wang, H. (Eds), Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods and Applications (Springer Handbooks of Computational Statistics Series, Vol. 2), Springer, Heidelberg, Dordrecht, London, NY, pp. 195-218.

Archive of SID
www.SID.ir

Ringle, C.M., Wende, S. and Becker, J.-M. (2015), SmartPLS 3, SmartPLS GmbH, Bönningstedt.

Sarstedt, M. (2008a), Market segmentation with mixture regression models, Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing, Vol. 16 No. 3, pp. 228-246.

Sarstedt, M. (2008b), A review of recent approaches for capturing heterogeneity in partial least squares path modelling, Journal of Modelling in Management, Vol. 3 No. 2, pp. 140-161.

Sarstedt, M., Becker, J.-M., Ringle, C.M. and Schwaiger, M. (2011a), Uncovering and treating unobserved heterogeneity with FIMIX-PLS: which model selection criterion provides an appropriate number of segments?, Schmalenbach Business Review, Vol. 63 No. 1, pp. 34-62.

Sarstedt, M., Henseler, J. and Ringle, C.M. (2011b), Multi-group analysis in partial least squares (PLS) path modeling: alternative methods and empirical results, in Sarstedt, M., Schwaiger, M. and Taylor, C.R. (Eds), Advances in International Marketing, Emerald, Bingley, Vol. 22, pp. 195-218.

Sarstedt, M. and Mooi, E.A. (2014), A Concise Guide to Market Research: The Process, Data, and Methods Using IBM SPSS Statistics, Springer, Berlin.

Sarstedt, M., Ringle, C.M. and Gudergan, S.P. (2016), Guidelines for treating unobserved heterogeneity in tourism research: a comment on Marques and Reis (2015), Annals of Tourism Research, in press.

Sarstedt, M. and Ringle, C.M. (2010), Treating unobserved heterogeneity in PLS path modelling: a comparison of FIMIX-PLS with different data analysis strategies, Journal of Applied Statistics, Vol. 37 No. 8, pp. 1299-1318.

Sarstedt, M., Ringle, C.M., Smith, D., Reams, R. and Hair, J.F. (2014), Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): a useful tool for family business researchers, Journal of Family Business Strategy, Vol. 5 No. 1, pp. 105-115.

Sarstedt, M., Schwaiger, M. and Ringle, C.M. (2009), Do we fully understand the critical success factors of customer satisfaction with industrial goods? - Extending Festge and Schwaiger's model to account for unobserved heterogeneity, Journal of Business Market Management, Vol. 3 No. 3, pp. 185-206.

Schwarz, G. (1978), Estimating the dimensions of a model, Annals of Statistics, Vol. 6 No. 2, pp. 461-464.

Archive of SID

www.SID.ir

3rd International Conference on Modern Developments in Management, Economics and Accounting
22nd August 2019 TEHRAN - IRAN
سومین کنفرانس بین المللی تحولات نوین در مدیریت، اقتصاد و حسابداری
۳۱ مردادماه ۱۳۹۸ – تهران
کد مجوز وزارت علوم، تحقیقات و فناوری : ۸۱۱۶۹۰۲
کد مجوز پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC) : ۹۸۱۹۰-۵۷۰۱۰

Identification and improvement of unobserved heterogeneity in partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): the FIMIX-PLS method

Mahmoud, Yahyazadeh far [1]; Peyman, Abrahimi Zangalani [2]

1- Department of Human Resource Management, University of Babolsar, Mazandaran, Iran
(Email: *m.yahyazadeh@umz.ac.ir*)
2- Master of Human Resource Management, University of Babolsar, Mazandaran, Iran
(Email: *peyman.hrm@yahoo.com*)

Abstract

The purpose of this paper is to provide an overview of unobserved heterogeneity in the field of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM), its detection and challenges for social science researchers. In this study, we describe how to detect and improve with unobserved heterogeneity in PLS-SEM using the PLS Finite Mixed Measurement Unit (FIMIX-PLS). This paper integrates the literature of various disciplines such as management information systems, marketing and statistics to provide an advanced overview of FIMIX-PLS. Based on this review, the paper provides guidelines on how to apply this technique to specific research problems. FIMIX-PLS is a tool for detecting and improving unobserved heterogeneity in PLS-SEM and determining the number of fractions useful to obtain the data. Since the introduction of FIMIX-PLS, many techniques have been developed to replace the hidden class, which explain some of the limitations of this approach. For example, these techniques fail to address the heterogeneity of measurement models and their distributional assumptions. This article is first introduced to researchers who are not yet familiar with the FIMIX-PLS method. Finally, the most advanced heterogeneity coping techniques are reviewed in this paper to help researchers understand how to analyze, interpret, and calculate all criteria.

Keywords: *Heterogeneity, Finite Mixture Approach, Structural Equation Modeling, Fimix-PLS, PLS-SEM.*

Archive of SID

www.SID.ir