PDF Compressor Free Version

فهرست مطالب

۱- فصل اول: مبانی نظری حداقل مربعات جزئی (PLS) ۱٤
۱-۱- حداقل مربعات جزئی (PLS) ۱٤
۱-۱-۱- مرور اجمالی ۱٤
۱-۲- داده‌ها ۱۵
۱-۳- مفاهیم و اصطلاحات کلیدی ۱۶
۱-۳-۱- پیشینه ۱۶
۱-٤- مدل‌ها ۱۸
۱-۵- رگرسیون PLS در برابر مدل‌های PLS-SEM ۱۹
۱-۶- مؤلفه‌ها در برابر عوامل مشترک ۲۰
۱-۷- مؤلفه‌ها در برابر مقیاس‌های مجموع‌یابی ۲۲
۱-۸- مدل‌های PLS-DA ۲۲
۱-۹- روش‌های آمیخته ۲۳
۱-۱۰- بوت استرپ برآوردهای معنی‌داری ۲۳
۱-۱۱- مدل‌های انعکاسی در برابر مدل‌های تکوینی ۲٤
۱-۱۲- مدل‌های تأییدی در برابر مدل‌های اکتشافی ۲۷
۱-۱۳- مدل درونی (ساختاری) در برابر مدل بیرونی (اندازه‌گیری) ۲۷
۱-۱٤- متغیرهای پنهان درون‌زا و برون‌زا ۲۸
۱-۱۵- متغیرهای میانجی ۲۸
۱-۱۶- متغیرهای تعدیل‌گر ۳۰
۱-۱۷- اثرات ساختگی ۳۱
۱-۱۸- فرونشانی ۳۱
۱-۱۹- جمله اثر متقابل ۳۲
۱-۲۰- تقسیم بندی اثرات مستقیم، غیرمستقیم و کل ۳٤
۱-۲۱- متغیرها ۳۶
۱-۲۱-۱- متغیر معرف و شناسنده مورد ۳۶
۱-۲۱-۲- فاکتورها و متغیرهای اندازه‌گیری شده ۳۶
۱-۲۲- عامل‌های مدل‌سازی شده و متغیرهای پاسخ ۳۶
۱-۲۲-۱- متغیرهای پنهان در PLS در برابر SEM ۳۷
۱-۲۲-۲- تعداد متغیرهای پنهان در رگرسیون PLS ۳۷

PDF Compressor Free Version

۱-۲۳- معیارهای تک گویه‌ای ۳۸
۱-۲٤- سطح اندازه‌گیری متغیرها ۳۸
۱-۲٤-۱- کد گذاری متغیر مقوله ای ۳۹
۱-۲۵- برآوردهای پارامتر ٤۰
۱-۲۶- اعتبارسنجی متقابل و نیکویی برازش ٤۰
۱-۲۷-PRESS و تعداد بهینه ابعاد ٤۱
۲- فصل دوم: فرایند PLS-SEM در SmartPLS ٤٤
۲-۱- PLS-SEM در SPSS، SAS و Stata ٤٤
۲-۱-۱- مرور اجمالی ٤٤
۲-۲- PLS-SEM در SmartPLS ٤٤
۲-۲-۱- مرور اجمالی ٤٤
۲-۳- گزینه‌های برآورد در SmartPLS ٤۵
۲-٤- اجرای الگوریتم PLS ٤۶
۲-٤-۱- گزینه‌ها ٤۶
۲-۵- ورودی و استاندارد سازی داده‌ها ۵۰
۲-۶- تنظیم فضای کار پیش‌فرض ۵۰
۲-۷- ایجاد یک پروژه PLS و وارد کردن داده‌ها ۵۰
۲-۸- اعتبارسنجی تنظیمات داده‌ها ۵۳
۲-۹- ترسیم مدل مسیر ۵٤
۲-۱۰- مدل‌های انعکاسی در برابر مدل‌های تکوینی ۵۷
۲-۱۱- تغییر بین حالت‌های انعکاسی و تکوینی ۵۷
۲-۱۲- نمایش دادن و پنهان کردن مدل اندازه‌گیری ۵۸
۲-۱۳- ذخیره‌کردن مدل ۵۹
۲-۱٤- خروجی گزارش مدل ۶۰
۲-۱٤-۱- نمای گرافیگی گزارش ۶۰
۲-۱٤-۲- نمای هایپرلینک ضرایب مسیر گزارش ۶۱
۲-۱٤-۳- خروجی چاپی یا خروجی وب ۶۳
۲-۱۵- نسخه دانشجویی/نمونه/ رایگان ۶٤
۲-۱۶- کنترل همگرایی ۶٤
خروجی ۶۵

PDF Compressor Free Version

۲-۱۶-۱- ضرایب مسیر برای مدل درونی ۶۵
۲-۱۷- ضرایب مستقیم، غیرمستقیم و مسیر کل ۶۷
۲-۱۸- بارها و اوزان اندازه‌گیری مدل بیرونی ۶۸
۲-۱۹- بارها ۶۸
۲-۲۰- اوزان ۶۹
۲-۲۱- خروجی معنی‌داری بوت استرپ شده ۷۰
۲-۲۲- ارزیابی مدل برازش: مرور اجمالی ۷۰
۲-۲۳- برازش اندازه‌گیری برای مدل‌های انعکاسی ۷۱
۲-۲۳-۱- پایایی ترکیبی ۷۱
۲-۲۳-۲- آلفای کرونباخ ۷۲
۲-۲۳-۳- میانگین واریانس استخراج شده ۷۳
۲-۲۳-٤- اشتراک ۷٤
۲-۲۳-۵- معیار روایی افتراقی فورنل- لارکر ۷۵
۲-۲٤- پایایی شاخص ۷۵
۲-۲۵- ریشه میانگین مربعات باقیمانده استانداردشده (SRMR) ۷۶
۲-۲۵-۱- بارهای متقابل ۷۷
۲-۲۵-۲- نسبت هتروتریت- مونوتریت HTMT ۷۷
۲-۲۵-۳- نمرات عاملی ۷۹
۲-۲۵-٤- هم‌خطی چندگانه در مدل‌های انعکاسی ۷۹
۲-۲۵-۵- روایی معیار ۸۱
۲-۲۵-۶- نیکویی برازش (GoF) ۸۲
۲-۲۵-۷- افزونگی ۸۲
۲-۲۶- برازش اندازه‌گیری برای مدل‌های تکوینی ۸۳
۲-۲۶-۱- روایی صوری ۸۳
۲-۲۶-۲- معنی‌داری بار مسیر ۸۳
۲-۲۶-۳- اوزان اندازه‌گیری ۸٤
۲-۲۶-٤- بارهای متقابل ۸٤
۲-۲۶-۵- نمرات عاملی ۸٤
۲-۲۶-۶- روایی معیار ۸٤
۲-۲۶-۷- روایی همگرا ۸۵

PDF Compressor Free Version

۲-۲۶-۸- ریشه میانگین مربعات باقیمانده استانداردشده (SRMR) ۸۵
۲-۲۶-۹- هم‌خطی‌چندگانه شاخص‌ها در مدل‌های تکوینی ۸۵
۲-۲۷- نیکویی برازش برای مدل‌های ساختاری ۸۹
۲-۲۷-۱- ضرایب مسیر ساختاری ۸۹
۲-۲۷-۲- اسکوئر R ۹۰
۲-۲۷-۳- هم‌خطی‌چندگانه ۹۱
۲-۲۷-٤- R^2 تعدیل شده ۹۲
۲-۲۷-۵- تغییر ضریب تعیین و اندازه اثر f^2 عوامل برون‌زا ۹۳
۲-۲۷-۶- خروجی همبستگی‌های متغیر پنهان ۹۵
۲-۲۷-۷- تحلیل باقی‌مانده‌ها ۹۵
۳- فصل سوم: گزینه های برآوردی در SmartPls ۱۰۰
۳-۱- برآورد با الگوریتم PLS(PLSc) سازگار ۱۰۰
۳-۱-۱- مرور اجمالی ۱۰۰
۳-۲- خروجی PLSc ۱۰۲
۳-۳- برآورد با بوت‌استرپ PLS ۱۰۲
۳-۳-۱- اجرای الگوریتم بوت‌استرپ PLS ۱۰۳
۳-۳-۲- خروجی بوت‌استرپ PLS ۱۰۹
۳-۳-۳- حذف شاخص‌ها ۱۱۵
۳-٤- برآورد با بوت‌استرپ PLS سازگار ۱۱۵
۳-٤-۱- مرور اجمالی ۱۱۵
۳-٤-۲- اجرای الگوریتم بوت‌استرپ PLSc ۱۱۵
۳-٤-۳- خروجی بوت‌استرپ PLS سازگار ۱۲۰
۳-٤-٤- حذف شاخص‌ها ۱۲۵
۳-۵- برآورد با blindfolding ۱۲۵
۳-۵-۱- مرور اجمالی ۱۲۵
۳-۵-۲- کمک آنلاین (ONLINE HELP) ۱۲۷
کمک آنلاین انتهایی (END ONLINE HELP) ۱۲۷
۳-۵-۳- اجرای الگوریتم Blindfolding ۱۲۷
خروجی خاص برآورد blindfolding ۱۲۸
۳-۵-٤- اهمیت پیش‌بین(Q^2) ۱۲۸

PDF Compressor Free Version

۳-۵-۵- افزونگی با روایی متقاطع سازه ۱۲۹
۳-۵-۶- سایر جداول اعتبارسنجی متقابل ۱۳۰
۳-۵-۷- معیار سنج اندازه اثر Q^2 ..... ۱۳۲
۳-۶- تحلیل تتراد تاییدی (CTA) ۱۳۲
۳-۶-۱- مرور اجمالی ۱۳۲
۳-۶-۲- مدل نمونه ۱۳٤
۳-۶-۳- اجرای تحلیل تتراد تاییدی ۱۳۵
۳-۶-٤- خروجی PLS-CTA ۱۳۶
۳-۶-۵-PLS-CTA و اندازه نمونه ۱۳۸
۳-۷- تحلیل نقشه عملکرد- اهمیت(IPMA) ۱۳۹
۳-۷-۱- مرور اجمالی ۱۳۹
۳-۷-۲- مدل نمونه ۱۳۹
۳-۷-۳- اجرای IPMA ۱٤۱
خروجی IPMA ۱٤٤
۳-۷-٤- مقادیر شاخص LV (LV index values) ۱٤٤
۳-۷-۵- مقادیر عملکرد(Performance values) ۱٤٤
۳-۷-۶- نقشه عملکرد- اهمیت ۱٤۵
۳-۸- تحلیل بخش بندی آمیخته متناهی (FMIX) ۱٤۶
۳-۸-۱- ناهمگنی مشاهده نشده ۱٤۶
۳-۸-۲- مقایسه مدل ها با تعداد متفاوتی از بخش ها ۱٤۸
شاخص‌های برازش FIMIX ۱۵۲
۳-۸-۳- معیار اطلاعات اکاییک - AIC ۱۵۲
۳-۸-٤- معیار اطلاعات بیزی (BIC) ۱۵۳
۳-۸-۵- ملاک اطلاعات آکاییک سازگار ۱۵٤
۳-۸-۶-AIC اصلاح شده (عامل ۳) - (AIC_3) ۱۵٤
۳-۸-۷-AIC اصلاح شده (عامل ٤)- AIC_4 ..... ۱۵٤
۳-۸-۸- حداقل طول توصیف (عامل ۲)-MDL-2: ۱۵٤
۳-۸-۹- حداقل طول توصیف (عامل ۵)، MDL-5 ..... ۱۵۵
۳-۸-۱۰- معیار هانان کوئین- HQ ۱۵۵
۳-۸-۱۱- آماره آنتروپی (نرم‌شده)- EN ۱۵۵

PDF Compressor Free Version

۳-۸-۱۲- معیار درست‌نمایی طبقه‌بندی‌شده (CLC) ۱۵۵
۳-۸-۱۳- معیار اطلاعات بیزی درست‌نمایی تکمیل‌شده تلفیقی - *ICL-BIC* ۱۵۵
۳-۸-۱٤- LnL ۱۵۶
۳-۸-۱۵- PC ۱۵۶
۳-۸-۱۶- PE ۱۵۶
۳-۸-۱۷- NFI ۱۵۷
۳-۸-۱۸- LnL_C ۱۵۷
۳-۸-۱۹- AWE ۱۵۷
۳-۸-۲۰- آنتروپی ۱۵۸
۳-۸-۲۱- ضرایب مسیر ۱۵۹
۳-۸-۲۲- آزمون‌های T تفاوت در ضرایب مسیر ۱۶۲
۳-۸-۲۳- نامگذاری بخش‌ها ۱۶۳
۳-۹- بخش‌بندی پیش‌بینی محور (POS) ۱۶۵
۳-۹-۱- مرور اجمالی ۱۶۵
۳-۹-۲- مدل نمونه ۱۶۶
۳-۹-۳- اجرای POS ۱۶۷
۳-۹-٤- خروجی POS ۱۶۹
۳-۹-۵- اندازه‌های بخش ۱۷۰
۳-۹-۶- ضرایب تعیین POS ۱۷۱
۳-۹-۷- ضرایب مسیر PLS-POS و اصلی ۱۷۱
۳-۹-۸- اوزان و بارهای (بیرونی) مدل اندازه‌گیری ۱۷۲
۳-۹-۹- تخصیص گروه ۱۷٤
۳-۹-۱۰- نام‌گذاری بخش‌ها ۱۷۷
۳-۱۰- تحلیل چندگروهی ۱۷۷
۳-۱۰-۱- مرور اجمالی ۱۷۷
۳-۱۰-۲- ناوردایی اندازه‌گیری ۱۷۷
۳-۱۰-۳- مدل نمونه ۱۷۸
۳-۱۰-٤- تعریف گروه‌ها ۱۷۹
۳-۱۰-۵- اجرای تحلیل چندگروهی ۱۸۲
۳-۱۰-۶- خروجی چند گروهی ۱۸۵

PDF Compressor Free Version

۳-۱۰-۷- آزمون برای تفاوت بخش ۱۸۹
۳-۱۰-۸- تعدیل بنفرونی ۱۹۰
۳-۱۱- الگوریتم جایگشت (MICOM) ۱۹۱
۳-۱۱-۱- مرور اجمالی ۱۹۱
۳-۱۱-۲- مدل نمونه ۱۹۲
۳-۱۱-۳- اجرای الگوریتم جایگشت ۱۹۲
۳-۱۱-٤- خروجی الگوریتم جایگشت ۱۹۳
۳-۱۱-۵- آزمون‌های ناوردایی اندازه گیری (MICOM) ۱۹٤
۳-۱۱-۶- خطای نوع ۱ و ۲ ۱۹۷
٤- فصل چهارم: مدل‌سازی رگرسیون PLS ۱۹۹
٤-۱- رگرسیون PLS: SmartPLS در برابر SPSS یا SAS ۱۹۹
٤-۲- رگرسیون PLS: SPSS در برابر SAS ۱۹۹
٤-۲-۱- ایجاد یک مدل رگرسیون ساده در SmartPLS ۲۰۰
٤-۲-۲- خروجی SmartPLS برای رگرسیون PLS ۲۰۱
٤-۲-۳- بارها و اوزان بیرونی ۲۰۲
برازش مدل/ معیارهای کیفیت ۲۰۳
٤-۲-٤- آلفای کرونباخ ۲۰۳
٤-۲-۵- پایایی ترکیبی ۲۰٤
٤-۲-۶- سایر خروجی‌ها ۲۰۵
٤-۳- مدل‌سازی رگرسیون PLS با SPSS ۲۰۶
٤-۳-۱- مرور اجمالی ۲۰۶
٤-۳-۲- مثال SPSS ۲۰۶
٤-۳-۳- ورودی SPSS ۲۰۸
خروجی SPSS ۲۱۰
٤-۳-٤- نسبت واریانس تبیین شده با عوامل پنهان ۲۱۰
٤-۳-۵-PRESS (مجموع مربعات خطای پیش‌بینی شده) ۲۱۱
٤-۳-۶- اوزان و بارهای مولفه‌ی پنهان ۲۱۲
٤-۳-۷- اهمیت متغیر در پیش‌بینی (VIP) برای متغیرهای مستقل ۲۱۳
٤-۳-۸- برآوردهای پارامتر رگرسیون از طریق متغیر وابسته ۲۱۳
٤-۳-۹- نمودارها ۲۱٤

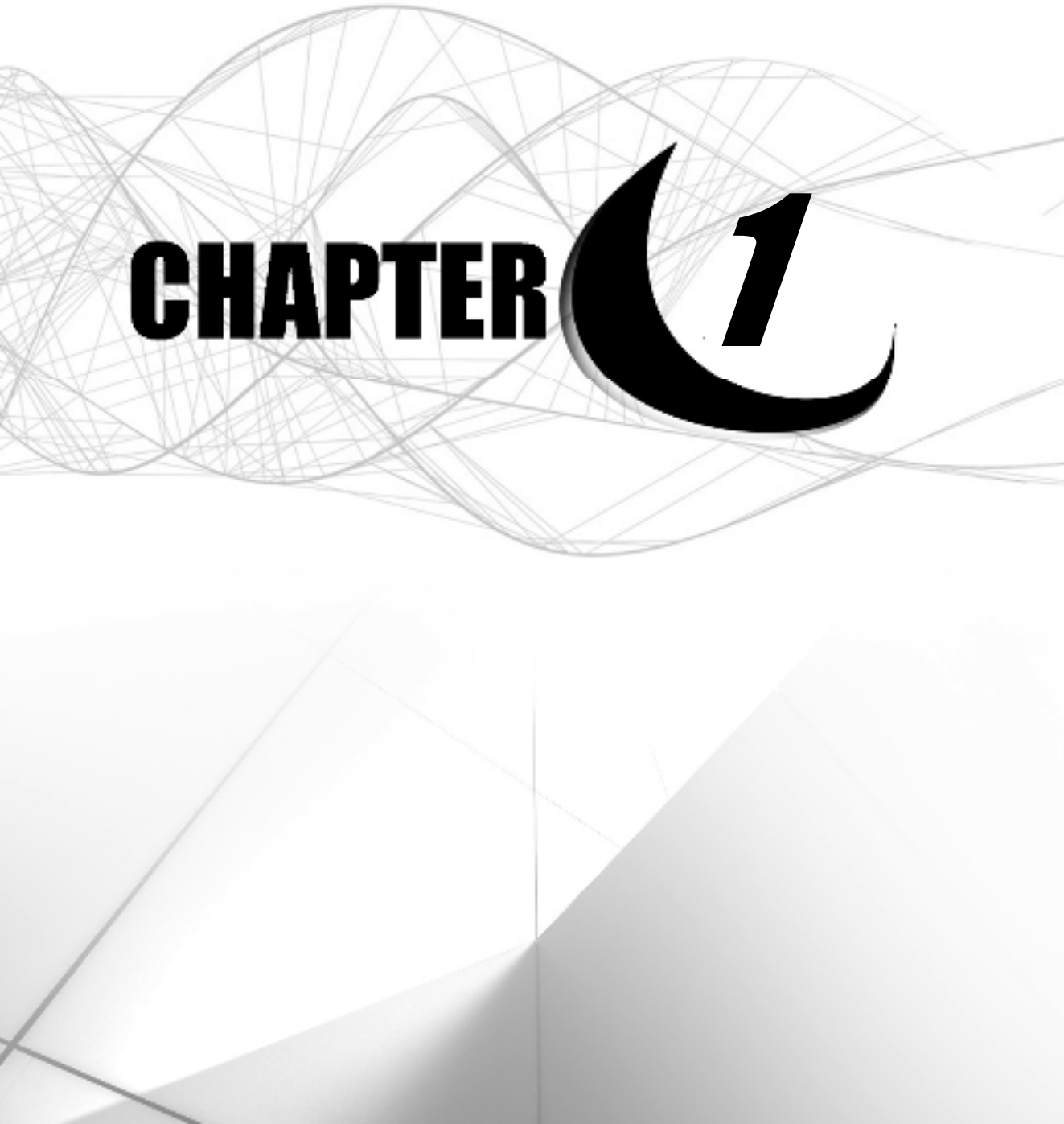
PDF Compressor Free Version

٤-٣-١٠- نمودارهای اوزان عامل پنهان ٢١٧
٤-٣-١١- نمودارهای باقی‌مانده و چندک نرمال ٢١٨
٤-٣-١٢- ذخیره کردن متغیرها ٢١٩
٤-٤- مدل‌سازی رگرسیون PLS با استفاده از SAS ٢١٩
٤-٤-١- مرور اجمالی ٢١٩
٤-٤-٢- مثال SAS ٢٢٠
٤-٤-٣- سینتکس SAS ٢٢٠
خروجی SAS ٢٢١
٤-٤-٤- تحلیل ضریب تعیین ٢٢١
٤-٤-٥- نمودار بارگذاری همبستگی ٢٢٢
٤-٤-٦- نمودار اهمیت متغیر ٢٢٣
٤-٤-٧- نمرات پاسخ بوسیله نمودار نمرات پیش‌بین ٢٢٤
٤-٤-٨- نمودارهای باقی‌مانده ٢٢٥
٤-٤-٩- برآوردهای پارامتر ٢٢٧
٤-٤-١٠- خلاصه ٢٢٧
٤-٥- مدل‌سازی رگرسیون PLS با استفاده از Stata ٢٢٨
٤-٥-١- مرور اجمالی ٢٢٨
٤-٥-٢- مفروضات ٢٢٩
٤-٥-٣- مشاهدات مستقل ٢٣١
٤-٥-٤- سطح داده ٢٣٢
٤-٥-٥- همگنی مشاهده‌نشده ٢٣٢
٤-٥-٦- خطی ٢٣٣
٤-٥-٧- نقاط پرت ٢٣٣
٤-٥-٨- باقی‌مانده‌ها ٢٣٣
٤-٥-٩- اندازه نمونه مناسب ٢٣٤
٤-٦- مطالعات شبیه سازی ٢٣٥
٤-٧- مقادیر گمشده ٢٣٦
٤-٨- مشخص سازی مدل ٢٣٦
٤-٩- ارزیابی برازش مناسب مدل ٢٣٧
٤-١٠- بازگشتی بودن ٢٣٧

PDF Compressor Free Version

٤-١١- هم‌خطی چندگانه ٢٣٨
٤-١٢- استفاده مناسب از متغیرهای ساختگی ٢٣٨
٤-١٣- متغیرهای استانداردشده ٢٣٩
٤-١٤- سؤالات متداول ٢٣٩

PDF Compressor Free Version



PDF Compressor Free Version

۱- فصل اول: مبانی نظری حداقل مربعات جزئی (PLS)

۱-۱- حداقل مربعات جزئی (PLS)

۱-۱-۱- مرور اجمالی

تحلیل و بررسی حداقل مربعات جزئی[۱] (PLS) یک روش جایگزین برای رگرسیون OLS، تحلیل همبستگی بنیادی یا مدل‌سازی معادله ساختاری مبتنی بر کوواریانس (SEM) سیستم‌های متغیرهای مستقل و متغیرهای پاسخ می‌باشد. در حقیقت حداقل مربعات جزئی (PLS)، گاهی اوقات SEM مبتنی بر ترکیب[۲]، SEM مبتنی بر مؤلفه[۳] یا SEM مبتنی بر واریانس[۴] برعکس SEM مبتنی بر کوواریانس[۵] نامیده می‌شودکه یک نوع معمول است(برای مثال توسط نرم‌افزارهای Amos، SAS، Stata، MPlus، LISREL و EQS و سایر بسته‌های نرم‌افزاری اصلی اجرا می‌شود).

در رابطه با متغیر پاسخ، PLS می‌تواند مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل را به متغیرهای وابسته چندگانه (متغیرهای پاسخ) ارتباط دهد. در رابطه با متغیر پیش‌گو، PLS می‌تواند بسیاری از متغیرهای مستقل را مدیریت کند حتی زمانی که متغیر پیشگو هم‌خطی‌چندگانه[۶] را نشان می‌دهد. PLS را می‌توان به صورت یک مدل رگرسیون اجرا کرد که یک یا چند متغیر وابسته را از مجموعه‌ای از یک یا چند متغیر مستقل پیش‌بینی می‌کند و یا آن را می‌توان به صورت یک مدل مسیر اجرا کرد که مسیرهای علّی مرتبط‌کننده متغیرهای پیشگو و نیز مسیرهای مرتبط‌کننده متغیرهای پیشگو را با متغیرهای پاسخ مدیریت کند. PLS به صورت یک مدل رگرسیون توسط SPSS و یا SAS's PROC PLS اجرا می‌شود. SmartPLS رایج‌ترین اجرا به عنوان مدل مسیر[۷] است.

PLS به‌عنوان مناسب‌ترین تکنیک محسوب می‌شود که در آن هدف تحقیق، مدل‌سازی اکتشافی یا پیش‌بینی است. به‌طورکلی، SEM مبتنی بر کوواریانس زمانی مطلوب است که هدف تحقیق، مدل‌سازی تأییدی می‌باشد. PLS به‌عنوان یک تکنیک اکتشافی رضایت‌بخش نیست زیرا قدرت پایینی برای فیلتر متغیرهای با اهمیت علّی جزئی دارد(توبیاس[۸] ۱۹۹۷:ص ۱).

---

[1] Partial least squares
[۲] Composite-based SEM
[۳] Component-based SEM
[۴] Variance-based SEM
[۵] Covariance-based SEM
[۶] Multicollinearity
[۷] Path Model
[۸] Tobias

PDF Compressor Free Version

مزایای PLS شامل توانایی مدل‌سازی چندین متغیرهای وابسته و چندین متغیرهای مستقل، توانایی مدیریت هم‌خطی چندگانه در میان متغیرهای مستقل، پایداری در مواجهه با نویز داده‌ها[9] و داده‌های گمشده و ایجاد متغیرهای پنهان مستقل مستقیماً بر اساس حاصل‌ضرب متقاطع[10] شامل متغیر پاسخ و برای انجام پیش‌بینی‌های قوی‌تر می‌باشد. معایب PLS شامل، دشواری بیشتر تفسیر بارهای متغیرهای پنهان مستقل می‌باشد (که بر اساس روابط حاصل‌ضرب متقاطع (ضرب برداری) با متغیرهای پاسخ می‌باشند و همانند تحلیل عاملی مرسوم مبتنی بر کوواریانس‌های میان متغیرهای آشکار مستقل نمی‌باشد) و چون ویژگی‌های توزیعی برآوردها معلوم و مشخص نیست، محقق قادر به ارزیابی اهمیت، به‌جز از طریق قیاس بوت استرپ نمی‌باشد.

به‌طور کلی، ترکیب مزایا و معایب به این معنی است که PLS یک روش پیش‌بینی می‌باشد نه یک روش تفسیری، به‌جز تحلیل اکتشافی که پیش‌نیاز یک روش تفسیری نظیر رگرسیون خطی چندگانه یا مدل‌سازی معادله ساختاری مبتنی بر کوواریانس می‌باشد. هینزلر، رینگل و سینکویکس[11] (۲۰۰۹:ص۲۸۲) بیان داشته‌اند که مدل‌سازی مسیر PLS در مرحله اولیه توسعه نظری برای آزمون و اعتبار سنجی مدل‌های اکتشافی توصیه می‌شود.

PLS توسط هرمن ولد[12] (ولد ۱۹۷۵، ۱۹۸۱، ۱۹۸۵) برای اقتصادسنجی و شیمی‌سنجی ارایه شد و سپس توسط جان برند لوهمولر[13] (۱۹۸۹) توسعه یافت، از آن زمان به بعد وارد تحقیقات در زمینه آموزش و پرورش (کمپل و یتس[14] ۲۰۱۱)، بازاریابی((آلبرز[15] ۲۰۰۹)، که PLS را به‌عنوان روش مطلوب در تحقیقات بازاریابی در نظر گرفته است) و علوم اجتماعی (ژاکوب و همکاران ۲۰۱۱) شده است. برای مشاهده یک نمایش ریاضی از مدل‌سازی مسیر PLS به لوهمولر (۱۹۸۹) مراجعه کنید که PLS را با رگرسیون OLS، تحلیل عاملی مؤلفه‌های اصلی، همبستگی کانونی و مدل‌سازی معادله ساختاری با LISREL، مقایسه می‌کند.

۱-۲- داده‌ها

داده‌های مربوط به بخش PLS-SEM با SmartPLS از فایل jobsat.csv استفاد می‌کند، که یک فایل مجزا با کاما می‌باشد که می‌توان آن را توسط بسیاری از بسته‌های آماری فراخوانی کرد. برای فایل jobsat، اندازه نمونه

[9] Data noise
[10] Basis of cross-products involving
[11] Hinseler, Ringle, and Sinkovics
[12] Herman Wold
[13] Jan-Bernd Lohmöller
[14] Campbell & Yates
[15] Albers

PDF Compressor Free Version

۹۳۲ می‌باشد. همه متغیرها متریک و داده‌ها به صورت فرضی هستند و تنها برای اهداف آموزشی استفاده می‌شوند.

متغیرها در فایل jobsat به صورت زیر هستند:

StdEduc: سطح آموزش(تحصیلات) پاسخگویان، استاندارد سازی شده

OccStat: وضعیت شغلی پاسخگویان

Motive1: امتیاز در مقیاس انگیزشی Motive1

Motive2: امتیاز در مقیاس انگیزشی Motive2

Incent1: امتیاز بر روی مقیاس محرک‌های Incent1

Incent2: امتیاز بر روی مقیاس محرک‌های Incent2

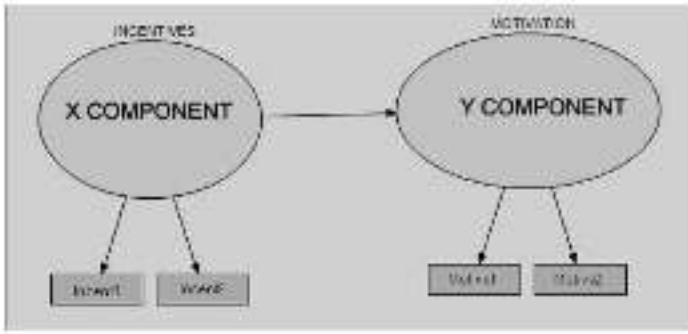
Gender: کد گذاری شده به صورت ۰= مرد، ۱= زن. برای تحلیل چند گروهی PLS-MGA استفاده می‌شود

نسخه‌های *.jobsat برای نرم‌افزارهای SPSS، SAS و Stata در پیوست ارایه شده‌اند.

۱-۳- مفاهیم و اصطلاحات کلیدی

۱-۳-۱- پیشینه

حداقل مربعات جزئی (PLS) گاهی اوقات به دلیل راهبرد کلی و عمومی‌اش؛ پیش‌بینی برای ساختارهای (سازه‌های) پنهان[۱۶] نامیده می شود که در زیر نشان داده شده است. به هرحال؛ توجه داشته باشید که ممکن است بیش از یک مولفه‌ی X و بیش از یک مولفه‌ی Y وجود داشته باشد و پیکان‌هایی که مولفه‌ها را به شاخص‌های آنها متصل می‌کنند، ممکن است انعکاسی‌باشند، همانطور که نشان داده شده، یا ممکن است معکوس شود (مدل‌سازی انعکاسی و تکوینی در قسمت‌های بعدی مورد بحث قرار می‌گیرد).



[16] Projection to Latent Structures

PDF Compressor Free Version

مراحل الگوریتم PLS-SEM که توسط هنزلر، رینگل و سارستت[17](۲۰۱۲) توصیف شده است به صورت زیر خلاصه می‌شود.

۱- قبل از استفاده از الگوریتم PLS، متغیرهای شاخص[18] اندازه‌گیری‌شده، نرمال‌سازی شده و دارای میانگین ۰ و انحراف معیار ۱ می‌باشند. در این زمینه، نرمال‌سازی به معنای استاندارد شده است. PLS نیازمند نمرات متغیر پنهان استاندارد شده می‌باشد و چون متغیرهای پنهان در PLS، ترکیبات خطی از متغیرهای شاخص می‌باشند، لازم است که متغیرهای شاخص، استانداردسازی شوند. نتیجه این است که هر دو ضرایب اندازه‌گیری (مدل بیرونی[19]) و ضرایب مسیر (مدل درونی[20]) ساختاری از ۰ تا ۱± متغیر می‌باشند و مسیرهای نزدیک به ۱ مطلق، قویترین مسیرها می‌باشند.

۲- در اولین مرحله از الگوریتم PLS، متغیرهای شاخص اندازه‌گیری شده برای ایجاد نمرات مؤلفه‌های X و Y استفاده می‌شوند. برای انجام این کار، یک فرایند تکراری استفاده می‌شود که در برگیرنده چهار گام است

الف- نمرات متغیر پنهان، تقریب‌های اولیه داده شده بر مبنای نمرات شاخص که بطور برابر وزن داده شده‌اند؛ می باشند

ب- اوزان اولیه به مسیرهای ساختاری(درونی) تخصیص داده می‌شوند که متغیرهای پنهان را با استفاده از یک طرح وزن دهی مسیر بر مبنای رگرسیون در راستای حداکثرسازی ضریب تعیین از هر متغیر پنهان درونزا[21] به هم مرتبط می‌کند. یعنی، نمرات مؤلفه برآورد شده در یک تکرار معین برای محاسبه اوزان مسیر ساختاری استفاده می‌شوند. به عنوان راه حل و جایگزین با استفاده از رگرسیون، تکرارهای متوالی، اوزان ساختاری را برای به حداکثر رساندن قدرت ارتباط زوج‌های متوالی نمرات مؤلفه‌های X و Y یا به حداکثر رساندن کوواریانس هر نمره X با متغیرهای Y سازگار می‌کند. این موجب به حداکثر رساندن واریانس تبیین شده مؤلفه وابسته می‌شود.

☜ به یاد داشته باشید که جایگزین این طرح وزن‌دهی مسیر، یعنی طرح‌های وزن دهی مبتنی بر مرکز و مبتنی بر عامل توسط الگوریتم‌های مختلف استفاده می‌شوند. برای مثال رگرسیون PLS در SPSS و SAS از یک طرح وزن‌دهی مبتنی بر عامل استفاده می‌کند. به ادامه مطالب مراجعه نمایید.

ج- اوزان ساختاری (درونی) برای تعدیل برآوردهای نمرات متغیر پنهان استفاده می‌شوند.

---

[17] Henseler, Ringle, & Sarstedt
[18] Indicator variables
[19] Outer model
[20] Inner model
[21] Endogenous latent variable

PDF Compressor Free Version

د- اوزان اندازه‌گیری(بیرونی)، مرتبط‌کننده متغیرهای پنهان به متغیرهای شاخص آن‌ها بسته به این که آیا مدل تکوینی است یا انعکاسی؛ به‌طور متفاوت برآورد می‌شوند(یعنی بسته به اینکه پیکان‌های اندازه‌گیری به کدام جهت می روند، این موضوع در ادامه کتاب مورد بحث قرار می‌گیرد). برای مدل انعکاسی معمولی، که جهت پیکان‌ها از متغیر پنهان به سمت متغیر شاخص است، اوزان مسیر اندازه‌گیری بر اساس کوواریانس‌های بین برآورد متغیر پنهان و متغیر شاخص می‌باشد. در صورتی که مدل تکوینی باشد و علامت پیکان‌ها از متغیرهای شاخص به متغیرهای پنهان باشد، اوزان مسیر اندازه‌گیری بر اساس رگرسیون متغیر پنهان بر روی شاخص آن می‌باشد.

تکرار این چهار مرحله زمانی متوقف می‌شود که تغییر معنی‌داری در اوزان اندازه‌گیری(بیرونی) متغیرهای شاخص وجود نداشته باشد. اوزان متغیرهای شاخص در تکرار نهایی، مبنایی برای محاسبه برآوردهای نهایی نمرات متغیر پنهان می‌باشد. نمرات نهایی متغیر پنهان، به نوبه خود به‌عنوان مبنای رگرسیون‌های OLS برای محاسبه اوزان ساختاری(درونی) در مدل استفاده می‌شوند.

نتیجه کلی الگوریتم PLS این است که مؤلفه‌های X برای پیش‌بینی نمرات مؤلفه‌های Y و نمرات مؤلفه Y پیش‌بینی شده برای پیش‌بینی مقادیر واقعی متغیرهای Y اندازه‌گیری شده استفاده می‌شوند. این راهبرد به این معنی است که اگرچه متغیرهای X اصلی ممکن است دارای هم‌خطی چندگانه باشند، با این حال مؤلفه‌های X مورد استفاده برای پیش‌بینی Y، متعامد[۲۲] خواهند بود. هم چنین، متغیرهای X ممکن است دارای مقادیر گمشده باشند، ولی برای هر مورد در هر مؤلفه X یک نمره محاسبه شده، وجود دارد. در نهایت، چون تنها چند مولفه(اغلب دو یا سه مورد) در پیش‌بینی‌ها استفاده می‌شوند، ضرایب PLS را می‌توان حتی زمانی که ممکن است متغیرهای اصلی X بیشتر از مشاهدات باشند محاسبه کرد (اگرچه نتایج با مشاهدات بیشتر قابل اطمینان‌تر است). در مقابل، هیچ یک از سه شرط (هم‌خطی چندگانه، مقادیر گمشده و نمونه بسیار کم نسبت به تعداد متغیرها) موجب نمی‌شود تا برآوردهای رگرسیون OLS سنتی غیر قابل اطمینان یا غیر ممکن باشد. همین امر در خصوص برآوردها با روش‌های دیگر در خانواده‌های مدل خطی تعمیم یافته[۲۳] و کلی صدق می‌کند.

۱-٤- مدل‌ها

مرور اجمالی

حداقل مربعات جزئی که برای اولین بار در دهه ۱۹۶۰ میلادی توسط ولد ایجاد شد، یک روش عمومی بود که از مدل‌سازی مسیرهای علّی در میان هر تعداد از بلوک‌های متغیرها (متغیرهای پنهان) پشتیبانی می‌کرد تا حدودی

[22] Orthogonal
[23] Generalized linear model

PDF Compressor Free Version

مشابه با مدل‌سازی معادله ساختاری مبتنی بر کوواریانس می‌باشد. مدل‌های رگرسیون PLS زیر مجموعه‌ای از مدل‌های PLS-SEM می‌باشند که در آن‌ها تنها دو بلوک از متغیرها وجود دارند: بلوک‌های مستقل و بلوک‌های وابسته. SPSS و SAS، مدل‌های رگرسیون PLS را اجرا می‌کنند. برای مدل‌های مسیر پیچیده‌تر، استفاده از نرم‌افزار PLS اختصاصی لازم است. Smart PLS رایج‌ترین نرم‌افزار مورد استفاده در موارد زیر است، با این حال یک سری جایگزین‌ها نیز وجود دارد که در ادامه به آنها می‌پردازیم.

۱-۵- رگرسیون PLS در برابر مدل‌های PLS-SEM

مدل‌های رگرسیون PLS جایگزینی برای رگرسیون OLS یا همبستگی کانونی[۲۴] می‌باشند. رگرسیون PLS برای مثال در مدل‌سازی رشد اقتصادسنجی استفاده شده است (کورکماز اوغلو و کمالبی[۲۵] ۲۰۱۲). با مقایسه رگرسیون PLS و OLS، یک مطالعه شبیه‌سازی (تم، کریس، لوتز[۲۶] ۲۰۰۶،ص ۲۰) نشان داد که نتایج مربوط به داده‌های شبیه‌سازی شده با نتایج حاصل از رگرسیون OLS بسیار مشابه می‌باشند.

برعکس، مدل‌های PLS-SEM، مدل‌های مسیر هستند که در آن برخی متغیرها می تواند تحت تاثیر سایر متغیرها باشد، درحالیکه می‌تواند علتی برای متغیرهای بعدی در توالی علّی فرضی نیز محسوب گردد. مدل‌های PLS-SEM جایگزینی برای مدل‌سازی معادله ساختاری مبتنی بر کوواریانس (SEM سنتی) می‌باشد.

به منظور نقد گسترده PLS-SEM که جایگزین مناسبی به‌عنوان رویکرد مدل‌سازی معادله ساختاری نمی‌باشد به رانکو و اورمن[۲۷] (۲۰۱۳) مراجعه کنید. برای نقد رانکو و اورمن[۲۸]، به هنزلر، دیکسترا[۲۹]، سارستت و همکاران (۲۰۱۴) مراجعه کنید. اگر تبادل نظر پیچیده این دو گروه را به زبان ساده خلاصه کنیم؛ رانکو و اورمن این دیدگاه را اتخاذ کرده اند که PLS در مقایسه با SEM سنتی برآوردهای ناسازگار و اریب ایجاد کرده و به علاوه، PLS-SEM فاقد یک آزمون برای بیش‌شناسایی[۳۰] می باشد. هنزلر، دیکسترا و سارستت و همکاران در دفاع از PLS، این موضع را اتخاذ نمودند که رانکو و اورمن به‌طور اشتباه فرض کرده‌اند که SEM بایستی متمرکز بر عوامل مشترک باشد و آنها قادر به تشخیص این امر نبوده‌اند که مدل‌های معادله ساختاری، امکان مدل‌های‌اندازه‌گیری کلی‌تری را در مقایسه با ساختارهای تحلیلی عامل که SEM مبتنی بر آن‌هاست ممکن

[24] Canonical correlation
[25] Korkmazoglu & Kemalbay
[26] Temme, Kreis, & Lutz
[27] Rönkkö & Evermann
[28] Rönkkö & Evermann
[29] Dijkstra
[30] Over-identification

PDF Compressor Free Version

می‌سازد (بولن و لانگ[۳۱] (۱۹۹۲، ص۱). یعنی، این محققان استدلال کرده‌اند که PLS را بایستی به‌عنوان یک شکل کلی‌تر از SEM در نظر گرفت که پشتیبان مدل‌های ترکیبی و عامل مشترک هستند(برای یک موضع مخالف، به مک‌اینتاش، ادواردز و آنتوناکیس[۳۲]، ۲۰۱۴ مراجعه کنید). هنزلر و همکاران خاطر نشان کرده‌اند که محققان کاربرد رفلکس مانند[۳۳] مدل‌های عامل مشترک را زیر سؤال برده‌اند (ریگدن [۳٤] ۲۰۱۳). یک دلیل کلیدی برای این تردید، شواهد تجربی فراگیری است که نشان می‌دهند مدل عامل مشترک به ندرت در تحقیقات کاربردی استفاده می‌شوند. برای مثال، درمیان ۷۲ مقاله منتشر شده در طی ۲۰۱۲ که توسط آنتیک، سیمرینگ و کرول[۳۵] (۲۰۱۲) در چهار مجله معتبر مدیریت بررسی شده‌اند که یک یا چند مدل عاملی مشترک را آزمون کرده‌اند، کم‌تر از ۱۰ درصد شامل یک مدل عامل مشترک می‌باشد که رد نشده است.

با در نظر گرفتن هر دو بُعد بحث‌های عوامل ترکیبی و مشترک، می‌توان گفت که قدرت ضرایب مورد اول لزوماً متناسب با ضرایب مورد دوم نیست. همانند همه رویکردهای آماری، موضوع درست یا غلط بودن یک تکنیک نیست، بلکه موضوع درک مناسب این است که آن تکنیک چه می‌باشد.

۱-٦- مؤلفه‌ها در برابر عوامل مشترک

همان‌طور که در بالا گفته شد، PLS-SEM مبتنی بر واریانس سنتی یک رویکرد مبتنی بر مؤلفه با استفاده از یک نوع تحلیل مؤلفه‌های اصلی[۳٦] برای ساخت متغیرهای پنهان است. این بر خلاف SEM مبتنی بر کوواریانس سنتی می‌باشد که از نوعی تحلیل عاملی مشترک برای ایجاد متغیرهای پنهان استفاده می‌کند. در حالیکه متغیرهای پنهان بطور سنتی به‌عنوان عوامل مشترک در نظر گرفته شده‌اند یک ساختار همچنین می‌تواند یک مؤلفه نیز باشد؛ و این آن چیزی است که آنها در PLS-SEM هستند

مدل‌های عوامل مشترک فرض می‌کنند که تمامی تغییرات مرتبط و همبسته [۳۷] میان مجموعه‌ی متغیرهای شاخص آن با عامل مشترک تبیین می‌شود. در یک مدل عامل مشترکِ محض در SEM، از نظر گرافیکی/ مسیر، جهت پیکان‌ها از عامل به سمت شاخص‌ها می‌باشند و نه پیکان‌های مستقیم و نه پیکان‌های کوواریانس، شاخص‌ها را به هم پیوند نمی‌دهند.

---

[31] Bollen & Long
[32] McIntosh, Edwards, & Antonakis
[33] Reflex-like
[34] Rigdon
[35] Atinc, Simmering, Kroll
[36] principle components analysis
[37] Covariation

PDF Compressor Free Version

عوامل مؤلفه که عوامل ترکیبی نیز نامیده می‌شوند، دارای یک مدل عمومی از ارتباط شاخص‌ها با عوامل می‌باشند. به‌طور خاص، این موضوع فرض نشده است که همه تغییرات مرتبط و همبسته، میان مجموعه‌ای از متغیرهای شاخص با عامل توضیح داده می‌شود. بلکه کواریانس را نیز می‌توان با روابط میان شاخص‌ها توضیح داد. از نظر گرافیکی/ مسیر، پیکان‌های کوواریانس، هر شاخص را به شاخص دیگر در مجموعه متصل می‌کند. هنزلر، دیکسترا، سارستت و همکاران (۲۰۱۴، ص ۱۸۵) خاطر نشان کرده‌اند که مدل عامل ترکیبی، محدودیتی را بر کوواریانس‌های بین شاخص‌های مربوط به یک ساختار تحمیل نمی‌کنند.

SEM مبتنی بر عامل مشترک سنتی درصدد تبیین و توضیح ماتریس کوواریانس از جمله کوواریانس‌های میان شاخص‌ها می باشد، به طور خاص در مدل عاملی مشترک کامل[۳۸]، ماتریس کوواریانس منتج شده [۳۹] فرض می‌کند کوواریانس‌ها شاخص‌های مرتبط درون مجموعه خاص خودش را یا با آن‌هایی که در مجموعه‌های دیگر صفر هستند(آنگونه که بوسیله نبودن پیکان‌های پیونددهنده در نموار مسیر نشان داده شده است) بهم پیوند می‌دهد. نیکویی برازش معمولاً بر حسب نزدیکی ماتریس‌های کوواریانس واقعی و ماتریس‌های کوواریانس منتج شده ارزیابی می‌شود.

PLS-SEM مبتنی بر مؤلفه سنتی، در صدد نیست کوواریانس‌های پیونددهنده شاخص را توضیح دهد هنزلر، دیکسترا، سارستت و همکاران (۲۰۱۴، ص۱۸۶)، معتقدند که مدل عامل ترکیبی تغییرات همبسته میان شاخص‌های یک بلوک یکسان را بدون اینکه توضیح دهد رها می‌سازد که این امر بدین معنی است که کوواریانس‌های بین این شاخص‌ها برابر با کوواریانس‌های تجربی می‌باشند.

به‌طور خلاصه، متغیرهای پنهان در PLS-SEM سنتی، مؤلفه‌ها هستند، در حالی که در SEM سنتی، آن‌ها عوامل مشترک می‌باشند. به همین دلیل می‌توان گفت، PLS-SEM متداول‌تر از SEM سنتی است. SEM سنتی ممسک‌تر از PLS-SEM سنتی می‌باشد(پیکان‌های کمتر در مدل آن وجود دارد). این که آیا داده‌های محقق یک مدل عامل مشترک را بهتر برازش می‌کند یا یک مدل مؤلفه [ترکیبی] را، یک سؤال تجربی است و پاسخ به این سؤال مشروط به داده‌های خاص موجود و در دسترس می‌باشد. طرفداران مدل‌های عاملی ترکیبی بیان می‌کنند که مدل‌های مؤلفه‌ای (ترکیبی) در دنیای واقعی رایج‌تر هستند (بنتلر و هوانگ[۴۰]، زیر چاپ). در عمل، محققان استفاده کننده از SEM سنتی می‌توانند پیکان‌های کوواریانس مرتبط کننده شاخص‌ها را به دقت اضافه کنند زیرا برازش خوب نمی‌تواند بدون حرکت به سوی یک مدل عاملی ترکیبی بدست آید(بنتلر، ۱۹۷۶).

---

[38] Pure
[39] Model-implied covariance
[40] Bentler & Huang

PDF Compressor Free Version

این بحث قابل تعمیم به الگوریتم PLS سنتی است. الگوریتم PLS سازگار[41] (PLSc) که در ادامه بدان خواهیم پرداخت، به همراه مدل‌های عامل مشترک اجرا می‌شود نه با مدل‌های ترکیبی. برای بحث در خصوص مؤلفه‌ها در برابر عوامل مشترک در مدل‌سازی به هنزلر، دیکسترا، سارستت و همکاران (۲۰۱۴) مراجعه کنید.

۱-۷- مؤلفه‌ها در برابر مقیاس‌های مجموع‌یابی[42]

در علوم اجتماعی، ایجاد مقیاس‌ها امری متداول است که یک نوع متغیر پنهان می‌باشند و موجب می‌شوند تا یک مقیاس به مجموعی (وزن داده شده) از شاخص‌ها تبدیل شود. در دنیای PLS، این امر موسوم به رویکرد نمرات کل[43] نامیده می‌شود. معمولاً، رویکرد نمرات کل هر شاخص را بطور برابر وزن‌دهی می‌کند. در مقابل رویکرد PLS-SEM وزن بیشتری را به شاخص‌های با روایی پیش‌بین بالاتر می‌دهد.

به گفته هنزلر، دیکسترا و سارستت و همکاران (۲۰۱۴، ص۱۹۲)، نمرات ساختار PLS تنها در صورتی می‌توانند بهتر از نمرات کل باشند که شاخص‌ها از حیث قدرت ارتباط با ساختار اصلی‌شان تفاوت داشته باشند. در صورتی که آن‌ها تفاوت نداشته باشند، هر روشی که شاخص‌های بطور برابر وزن داده شده را فرض می‌کند، عملکرد بهتری نسبت به PLS خواهد داشت. یعنی، PLS-SEM فرض می‌کند که شاخص‌ها به میزانی که هر کدام از آنها با متغییر پنهان اندازه‌گیری شده مرتبط هستند، متفاوت هستند). در غیر اینصورت، مقیاس‌های جمع‌بندی ترجیح داده می‌شوند. SmartPLS3 از رویکرد نمرات کل استفاده می‌کند به خصوص اگر حداکثر تکرار با ۰ تنظیم شود.

۱-۸- مدل‌های PLS-DA

مدل‌های PLS-DA مدل‌های تحلیل تشخیصی[44] PLS می‌باشند. این‌ها جایگزینی برای تحلیل تابع تشخیصی برای مدل‌های رگرسیون PLS می‌باشند که در آن متغیر وابسته/پاسخ به جای بلوکی از متغیرهای پیوسته، یک متغیر دو دویی یا یک متغیر ساختگی می‌باشد.

[41] Consistent PLS
[42] Summation scales
[43] Sum score approach
[44] Discriminant analysis models

PDF Compressor Free Version

۱-۹- روش‌های آمیخته[45]

توجه کنید که محققان قادر به ترکیب مدل‌سازی رگرسیون PLS با مدل‌سازی PLS-SEM می‌باشند. برای مثال تننهاوس و همکاران[46] (۲۰۰۴) در یک مطالعه بازاریابی از رگرسیون PLS برای نمایش گرافیکی محصولات و ویژگی‌های آن‌ها با تهیه نقشه ترجیحات مصرف‌کننده استفاده کردند. سپس PLS-SEM برای بدست آوردن یک تحلیل تفصیلی از هر گروه مصرف‌کننده با ایجاد یک مدل علّی شامل ترجیحات مصرف‌کننده، بلوک‌های فیزیکی شیمیایی و حسی متغیرها مورد استفاده قرار گرفت.

۱-۱۰- بوت استرپ برآوردهای معنی‌داری

از آنجا که توزیع PLS ناشناخته است، آزمون معنی‌داری سنتی غیرممکن است. با این حال، این آزمون را می‌توان با روش‌های نمونه‌گیری مجدد نظیر بوت استرپ یا جک نایف[47] انجام داد که توسط دیویس[48] (۲۰۰۱) نشان داده شده است. روش‌های نمونه‌گیری مجدد فاقد ملزومات اندازه نمونه خاص می‌باشند ولی هر چه نمونه کوچک‌تر باشد، احتمال اینکه حدود اطمینان برازش یافته با نویز موجود در داده‌ها برازش شود بیشتر است تا با یک توزیع اساسی واقعی. واکلینگ و موریس[49] (۲۰۰۵) بر اساس مطالعات شبیه‌سازی مونت کارلو[50]، جداول مقادیر بحرانی R^2_{cv} را ایجاد کرده‌اند. از آنجاکه برآوردهای نمونه‌گیری مجدد بر اساس داده محسوب می‌شود، نتایج برای سایر مجموعه داده‌های دیگر صدق نمی‌کند و بنابراین اعتبار سنجی متقابل[51] توصیه می‌شود(برای مثال توسعه مدل PLS برای مشاهدات زوج و اعتبارسنجی آن برای مشاهدات فرد پس از تصادفی‌سازی ترتیب مشاهدات).

برخی از بسته‌های PLS از روش بوت استرپ(به عنوان مثال، SmartPLS) استفاده می‌کنند، در حالی که برخی دیگر از روش جک نایف بهره می‌برند. هر دو منجر به برآوردهای با خطای استاندارد مسیرهای رگرسیون و یا سایر پارامترهای مدل می‌شوند. برآوردها معمولاً بسیار مشابه می‌باشند. بوت استرپ، که شامل انتخاب نمونه‌های تصادفی و جایگزینی تصادفی مقادیر کنار گذاشته شده است، برآوردهای خطای استاندارد اندکی متفاوت را در

---

45 Mixed methods
46 Tenenhaus et al
47 Jacknife
48 Davies
49 Wakeling & Morris
50 Monte Carlo
51 Cross-validation

PDF Compressor Free Version

هر دور به دست می آورد. جک نایف که شامل یک رویکرد اعتبارسنجی متقابل با یکی منهای همه[۵۲] برای نمونه‌های n-1 است، همیشه برآوردهای خطای استاندارد یکسانی را بدست می‌آورد. در جایی که جک‌نایف واریانس نقطه‌ای را برآورد می‌کند، بوت‌استرپ واریانس نقطه‌ای و کل توزیع را برآورد کرده و از این رو بوت‌استرپ هنگامی نیاز است که هدف تحقیق، برآورد توزیع باشد. اگر هدف تحقیق، برآورد بسیار بیشتر از واریانس است، روش جک‌نایف اغلب به دلیل تکرارپذیری[۵۳] و نیاز کمتر به محاسبات، ترجیح داده می‌شود.

۱-۱۱- مدل‌های انعکاسی در برابر مدل‌های تکوینی

یک مدل مسیر در صورتی انعکاسی است که پیکان‌های علّی دیاگرام مسیر از متغیر پنهان (عامل) به سمت متغیرهای شاخص اندازه‌گیری شده باشد. یک مدل مسیر در صورتی تکوینی است که جهت پیکان‌ها از شاخص‌های مشاهده شده به سمت متغیرهای پنهان باشند. گاهی اوقات، مدل‌های انعکاسی مدل‌های حالت A می‌باشند و مدل‌های تکوینی مدل‌های حالت B نامیده می‌شوند. SmartPLS امکان استفاده از هر دو مدل را می‌دهد (از قسمت منو Selection، و سپس مدل اندازه گیری معکوس[۵۴] را انتخاب کنید)

هم SEM سنتی و هم PLS-SEM از مدل‌های انعکاسی و تکوینی پشتیبانی می‌کنند. به شکل یک سنت تاریخی، مدل‌های انعکاسی در مدل‌سازی معادله ساختاری و مدل‌های تکوینی در مدل‌سازی حداقل مربعات جزیی متداول بوده‌اند. این مسئله در حال تغییر است زیرا محققان از این نکته آگاه شده اند که انتخاب بین مدل‌های تکوینی و انعکاسی بستگی به ماهیت شاخص‌ها دارد.

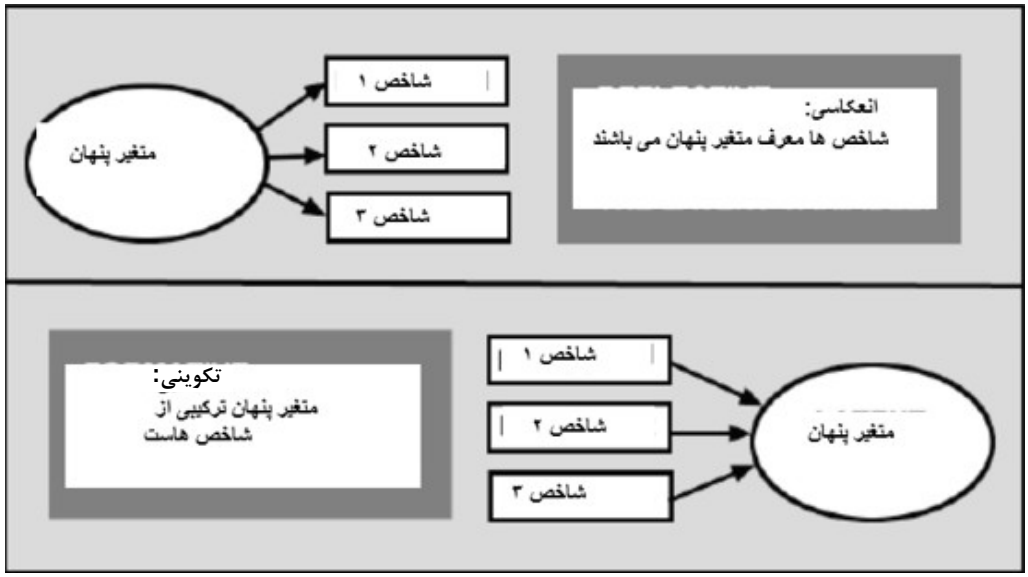
شایان ذکر است که در ادبیات و پیشینه مربوط به روش مدل‌سازی آماری مناسب برای مدل‌های انعکاسی و تکوینی، بحث‌های زیادی وجود دارد. طرف‌داران روش PLS نظیر کریستین رینگل، الیور گتز و همکاران[۵۵] (۲۰۰۹) و یورگ هنزلر، تئو دیکسترا، مارکو سارستت و همکاران(۲۰۱۴) بر این باورند که PLS برای هر دو مدل انعکاسی و تکوینی قابل اجراست. منتقدانی نظیر مک‌اینتاش، ادواردز و آنتوناکیس[۵۶] (۲۰۱۴، ص ۲۱۵) ابراز کرده‌اند که PLS تنها قابل تعمیم به مدل‌های ترکیبی تکوینی[۵۷] است نه مدل‌های عامل مشترک زیرا

---

[52] Leave-one-out
[53] Replicability
[54] Invert measurement model
[55] Christian Ringle, Oliver Götz, et al.
[56] McIntosh, Edwards, & Antonakis
[57] Formative composite

PDF Compressor Free Version

SEM سنتی (SEM مبتنی بر کوواریانس) دارای ویژگی‌های آماری برتر برای مدل‌های متغیر پنهان انعکاسی است.



در مدل‌های انعکاسی، شاخص‌ها یک مجموعه معرف از گویه‌ها می‌باشند که همگی منعکس‌کننده متغیر پنهانی هستند که در حال اندازه‌گیری آن می‌باشند. مدل‌های انعکاسی فرض می‌کنند که عامل " واقعیت[۵۸]" است و متغیرهای اندازه‌گیری شده، نمونه‌ای از همه شاخص‌های ممکن آن واقعیت می‌باشد. این نشان می‌دهد که حذف یک شاخص زیاد مهم نیست زیرا سایر شاخص‌ها نیز معرف یا نماینده می‌باشند. متغیر پنهان پس از حذف یک شاخص باز هم دارای مفهوم مشابه خواهد بود.

در مدل‌های تکوینی، هر شاخص بیانگر یک بُعد از معنای متغیر پنهان است. مجموعه‌ای از شاخص‌ها به‌طور کلی بیانگر همه ابعاد متغیر پنهان می‌باشند. مدل‌های تکوینی فرض می‌کنند که شاخص‌ها " واقعیت " بوده و همگی ابعاد یک عامل می‌باشند. حذف یک شاخص در مدل تکوینی ، معادل با حذف یک بُعد معنایی، است و معنای متغیر پنهان را تغییر می‌دهد. به هر میزان که بُعد حذف شده مهم باشد، به همان میزان نیز معنای متغیر پنهان تغییر می یابد. محقق ممکن است عنوان مشابهی بر روی متغیر پنهان (برای مثال، انگیزش) بگذارد حتی اگر ابعاد تغییر کنند که این امر موجب تحریف ذهن خواننده می‌شود که فکر کند انگیزش معنای چیز یکسانی در سراسر مدل است.

[58] Eality

PDF Compressor Free Version

آلبرز و هیلدبرانت[۵۹](۲۰۰۶، نقل از آلبرز ۲۰۱۰،ص ۴۱۲) مثالی را در خصوص متغیر پنهان در رابطه با رضایت از خدمات هتل ارائه کردند. یک مدل انعکاسی می‌تواند دارای معیار معرف" من احساس خوبی در این هتل دارم"، " این هتل با علایق من سازگار است"، "من این هتل را به دیگران توصیه می‌کنم"و" من معمولاً از این که شب در هتل بمانم رضایت دارم"، باشد. یک مدل تکوینی، برعکس، می‌تواند دارای معیارهای مولفه‌ای[۶۰] باشد" اتاق به خوبی مجهز است، این جا سکوت حاکم است، سالن ورزش این جا خوب است، پرسنل به‌طور دوستانه رفتار می‌کنند و خدمت رسانی خوب است".

فرونشانی[۶۱]، مسئله ممکن دیگر در مدل‌های تکوینی است. چون گویه‌های شاخص در مدل تکوینی بیانگر ابعاد مختلفی است، این احتمال وجود دارد که در آن، یک گویه همبستگی منفی با گویه دیگر داشته باشد. در صورتی که اولین گویه ارتباط منفی با دومین شاخص و ارتباط مثبت با متغیر پنهان داشته باشد، همبستگی مثبت دومین شاخص با متغیر پنهان به دلیل اثرات کشش-فشار[۶۲] وجود همزمان اوزان منفی و مثبت فرونشنده می‌شود (هنزلر، رینگل و سارستت ۲۰۱۲، ص ۲۷۰).

Smart PLS یک جدول موسوم به جدول (همبستگی‌های) داده‌های شاخص را به عنوان خروجی ارایه می‌دهد، که در زیر نشان داده شده است. خروجی برای مدل‌های انعکاسی و تکوینی مشابه است. ضرایب، همبستگی‌های دو متغیره خام هستند.

Indicator Data (Correlations)

	Incent1	Incent2	Motive1	Motive2	OccStat	?StdEduc
Incent1	1.000	0.656	0.582	0.483	-0.343	-0.354
Incent2	0.656	1.000	0.446	0.529	-0.330	-0.364
Motive1	0.582	0.446	1.000	0.647	-0.343	-0.388
Motive2	0.483	0.529	0.647	1.000	-0.323	-0.421
OccStat	-0.343	-0.330	-0.343	-0.323	1.000	0.686
?StdEduc	-0.354	-0.364	-0.388	-0.421	0.686	1.000

[59] Albers and Hildebrandt
[60] Constituent measures
[61] Suppression
[62] Push-pull

PDF Compressor Free Version

برای یک مدل انعکاسی، انتظار می‌رود همبستگی‌های شاخص‌ها برای یک سازه یکسان بالا باشد زیرا شاخص‌ها باید معیارهای معرف یک پدیده یکسان باشند. برای مثال، همبستگی Incent1 با Incent2 برای ساختار انگیزه‌ها، برابر با ۰,۶۵۶ است. برای مدل تکوینی، شاخص‌ها بایستی معرف ابعاد متفاوت پدیده باشند و لزوماً همبستگی بالایی انتظار نمی رود، مگر این که معیارهای متعددی برای یک بُعد وجود داشته باشد. بررسی جدول فوق، یک نوع شواهدی را در خصوص این که آیا داده‌ها بایستی به‌طور انعکاسی یا تکوینی مدل‌سازی شوند، فراهم می کند. از حیث روش‌های برآورد که در زیر بحث شده‌اند، الگوریتم PLS سنتی، برای مدل‌های تکوینی مناسب است. در کاربردهای اولیه PLS، مدل‌سازی تکوینی مرسوم‌تر از مدل سازی انعکاسی می‌باشد؛ این کاملاً برعکسِ سُنّت مدل‌سازی معادله ساختاری مبتنی بر کوواریانس می‌باشد که در آن مدل‌سازی انعکاسی غالب بوده است. برخی افراد نظیر ریگدن (۲۰۱۳) حتی استدلال کرده‌اند که استفاده از PLS بایستی محدود به مدل‌های اندازه‌گیری تکوینی و ترکیبی باشند(دیکسترا (۲۰۱۴) به این ادعای ریگدن پاسخ داده است). الگوریتم PLS سازگار، که در ادامه مورد بحث قرار می‌گیرد، برای ایجاد و تولید سازگاری برآورد شده برای مدل‌های انعکاسی طراحی شده و شاید در کاربردهای انعکاسی ترجیح داده شود.

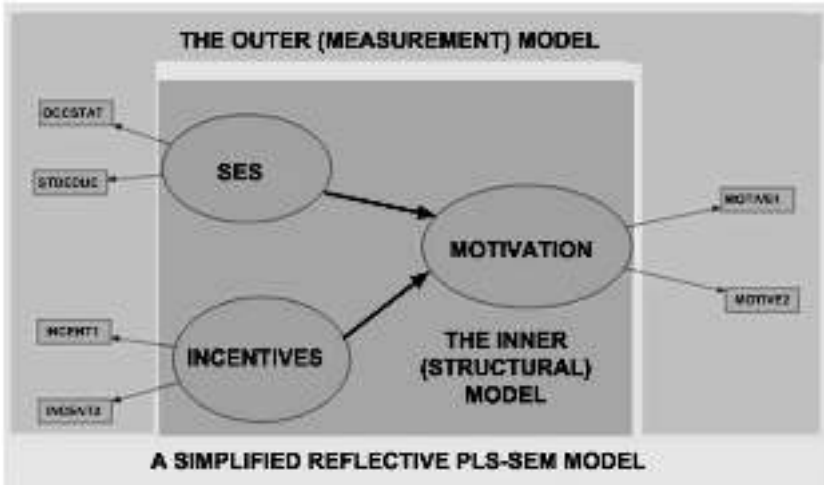
۱-۱۲- مدل‌های تأییدی در برابر مدل‌های اکتشافی

بسیاری از متخصصان آماری، PLS را به‌عنوان یک روش اکتشافی در نظر می‌گیرند. ولد (۱۹۸۱) استفاده از PLS را برای مدل‌های تأییدی توصیه نکرده است زیرا PLS فاقد آزمون‌های نیکویی برازش است که به نوبه خود به معنی نبود معیارهایی برای انتخاب مدل بهینه است. با این حال پیشینه و ادبیات تحقیق، کاربردهای تأییدی بیشتری را نسبت به کاربرد اکتشافی مدل‌سازی PLS با یک اختلاف بزرگ‌تر آشکار کرده‌اند.

۱-۱۳- مدل درونی (ساختاری) در برابر مدل بیرونی (اندازه‌گیری)

وقتی که مدل ایجاد شد، عوامل با بیضی و متغیرهای شاخص‌ها(اندازه گیری شده) با مستطیل نشان داده می‌شوند. بیضی‌های عامل و پیکان‌های ایجاد کننده آن‌ها مدل درونی یا ساختاری نامیده می‌شوند. مستطیل‌های شاخص و پیکان‌های متصل کننده آن‌ها مدل اندازه‌گیری یا بیرونی نامیده می‌شوند که در زیر نشان داده شده است.

PDF Compressor Free Version



۱-۱۴- متغیرهای پنهان درون‌زا و برون‌زا

این اصطلاحات مربوط به مدل درونی یا ساختاری می‌باشند. یک متغیر پنهان در صورتی برون‌زا است که اثر متغیر پنهان دیگر در مدل نباشد(یعنی پیکان‌های ورودی از سایر متغیرهای پنهان وجود نداشته باشد). یک متغیر پنهان در صورتی درون‌زا است که اثر حداقل یک متغیر پنهان دیگر باشد(حداقل یک پیکان ورودی از متغیر پنهان دیگر وجود دارد).

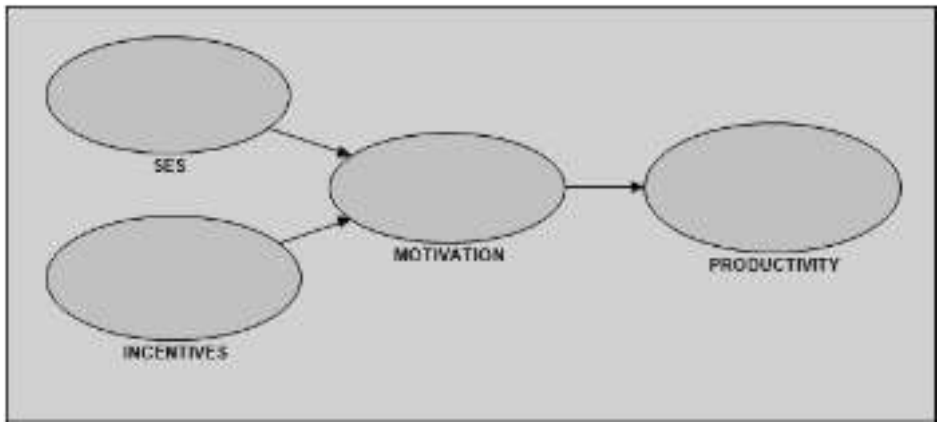
در نمودار فوق، SES و INCENTIVES برون‌زا می‌باشند در حالی که MOTIVATION درون‌زا است.

۱-۱۵- متغیرهای میانجی

یک متغیر میانجی[۶۳] در واقع یک متغیر مداخله‌گر[۶۴] است. در مدل زیر، انگیزه یا MOTIVATION یک متغیر میانجی بین SES و محرک یا INCENTIVES از یک سو و بهره‌وری یا PRODUCTIVITY از سوی دیگر می‌باشد.

[63] Mediating variables
[64] Intervening variable

PDF Compressor Free Version



در صورتی که مسیرهای مستقیم از SES و یا INCENTIVES به سمت PRODUCTIVITY وجود داشته باشند، SES و یا INCENTIVES متغیرهای پیشینی[65] (یا متغیرهای تعدیل کننده) برای هر دوی انگیزه و بهره‌وری باشند. انگیزش MOTIVATION هنوز هم یک متغیر میانجی خواهد بود.

یک نوع رایج از "تحلیل میانجی" که شامل اثرات میانجی و تعدیل‌کننده است، شروع یک مسیر مستقیم است، یعنی SES -> Productivity، سپس نوبت به این می‌رسد ببینیم هنگامی که یک مسیر میانجی‌شده غیرمستقیم از قبیل SES -> Motivation -> Productivity اضافه می‌گردد چه پیش می‌آید. تعدادی یافته‌ی احتمالی وجود دارد هنگامی که مسیر میانجی افزوده می شود:

☜ همبستگی SES و PRODUCTIVITY به صفر کاهش می‌یابد به این معنی که یک مسیر SES->Productivity وجود ندارد زیرا کل علیت[66] با انگیزش میانجی‌گری شده است. این موسوم به اثر کنترل کامل[67] انگیزش به‌عنوان متغیر میانجی است.

☜همبستگی SES و PRODUCTIVITY بدون تغییر باقی می‌ماند به این معنی که مسیر میانجی‌گری شده، بی‌اهمیت است. این به معنی عدم وجود تأثیر است.

☜همبستگی SES و PRODUCTIVITY تنها به سمت ۰ کاهش می‌یابد به این معنی که هر دو مسیر مستقیم و غیرمستقیم وجود دارد. این موسوم به کنترل جزیی[68] توسط یک متغیر میانجی است.

---

65 Anteceding
66 Entire causality
67 Full control
68 Partial control

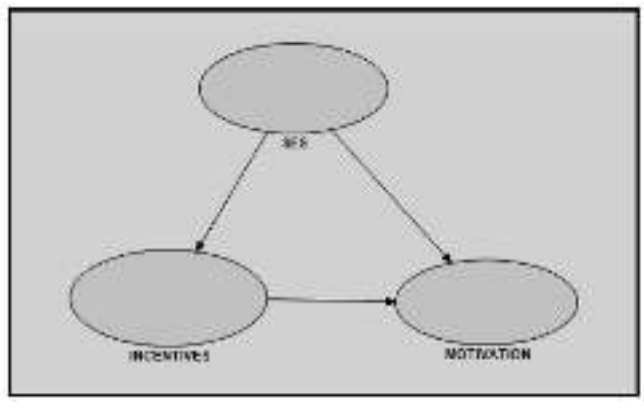
PDF Compressor Free Version

☜همبستگی PRODUCTIVITY و SES در مقایسه با مدل اولیه میانجی‌گری نشده افزایش می‌یابد. این فرونشانی[۶۹] نامیده می‌شود و در صورتی در این مثال رخ می‌دهد که اثر SES به‌طور مستقیم بر روی بهره‌وری و اثر SES به‌طور مستقیم بر روی انگیزش یا MOTIVATION دارای علامت مخالف باشد که این امر اثر کشش-فشار[۷۰] را ایجاد می‌کند.

۱-۱۶- متغیرهای تعدیل‌گر

اصطلاح "متغیر تعدیل‌گر" به شیوه‌های متفاوت توسط محققان مختلف استفاده شده است. برخی از نویسندگان از اصطلاح میانجی و تعدیل‌گر به جای هم استفاده می‌کنند. برای مثال، یک متغیر میانجی که در بالا توصیف شد، بر ارتباط بین متغیرهایی که آن متغیر در یک زنجیره علّی جدا می‌کند اثر می‌گذارد یا آن را تعدیل می‌کند و از این روی می‌توان آن را یک متغیر تعدیل‌گر نامید. امکان مدل‌سازی اثرات متقابل بین متغیرهای پنهان وجود دارد و متغیرهای پنهان معرف اثرات متقابل می‌تواند بگونه‌ای در نظر گرفته شوند که متغیرهای تعدیل‌گر را در برگیرند تحلیل چند گروهی ناهمگنی که در ادامه مورد بحث قرار می‌گیرد، نیز نوعی تحلیل یک اثر تعدیل‌کننده است.

با این حال، همانگونه که در اینجا بکار رفته است، یک متغیر تعدیل‌گر، یک علت مستقیم یا غیرمستقیم پیونددهنده پیشینی دو متغیر پایین‌تر در مدل علی است. در تصویر زیر، SES به عنوان یک علت پیشینی هر دو متغیر Incentives و Motivation مدل‌سازی شده است.



[69] Suppression
[70] Push-pull effect