



Jenis Artikel: Reviu Umum

Penggunaan Teknik *Partial Least Square* (PLS) dalam Riset Akuntansi Berbasis Survei

Hafiez Sofyani



AFILIASI:

Program Studi Akuntansi, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia

***KORESPONDENSI:**

hafiez.sofyani@umy.ac.id

DOI: 10.18196/rabin.v9i1.26199

SITASI:

Sofyani, H. (2025). Penggunaan Teknik *Partial Least Square* (PLS) dalam Riset Akuntansi Berbasis Survei. *Reviu Akuntansi dan Bisnis Indonesia*, 9(1), 80-94.

PROSES ARTIKEL

Diterima:

14 Jan 2025

Reviu:

27 Feb 2025

Revisi:

03 Mar 2025

Diterbitkan:

16 Mar 2025



Abstrak

Latar Belakang: Dalam satu dekade terakhir metodologi survei dengan teknik analisis data berbasis metode *Partial Least Square* telah semakin populer digunakan dalam riset akuntansi, khususnya pada bidang akuntansi sektor publik, akuntansi manajemen, pengauditan, dan sistem informasi akuntansi. Namun demikian, kaidah dan pedoman penggunaan metode ini belum banyak dikupas oleh akademisi akuntansi Indonesia.

Tujuan: Makalah ini bertujuan untuk menutupi celah literatur terkait metode *Partial Least Square* pada riset akuntansi berbasis survei. Secara spesifik makalah ini menjelaskan metode *Partial Least Square* dalam hal kaidah, pedoman analisis, serta penerapannya pada riset akuntansi berdasarkan rujukan beberapa literatur dan pengalaman penulis.

Metode: Makalah ini ditulis dengan pendekatan tinjauan literatur yang dikombinasikan dengan pemahaman serta pengalaman penulis.

Hasil: Makalah ini menyoroti pentingnya syarat, kaidah, dan runtutan proses penerapan metode *Partial Least Square* dalam riset survei di bidang akuntansi. Makalah ini juga menekankan beberapa analisis tambahan yang penting dilakukan untuk memperkuat metode ini.

Keaslian/Kebaruan: Makalah ini menyajikan diskusi yang relatif baru terkait bagaimana seharusnya metode *Partial Least Square* diterapkan pada riset akuntansi berbasis survei berdasarkan literatur terkini dan pengalaman penulis yang telah memublikasi hasil-hasil studinya di berbagai jurnal internasional bereputasi tinggi.

Kata kunci: *Partial Least Square*; Riset Survei; Akuntansi

Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, riset akuntansi berbasis survei semakin populer, khususnya dengan penerapan teknik analisis data yang lebih canggih dan modern. Salah satu teknik yang semakin sering digunakan dalam penelitian survei adalah *Partial Least Square* (PLS), terutama di bidang akuntansi sektor publik, akuntansi manajemen, pengauditan, dan sistem informasi akuntansi (Nazaruddin dkk., 2024; Saud dkk., 2025; Sofyani dkk., 2025). PLS menawarkan kelebihan dalam mengatasi permasalahan multikolinearitas, memperkirakan model kompleks, serta menangani data yang tidak memenuhi asumsi normalitas (Hair dkk., 2021; Sholihin & Ratmono, 2021). Dengan kemampuannya yang fleksibel, metode ini dapat digunakan dalam berbagai jenis penelitian akuntansi, termasuk yang berbasis survei.

Namun demikian, meskipun semakin banyak riset akuntansi yang menggunakan PLS, masih banyak ditemukan analisis yang dilakukan dengan cara yang dangkal, tidak lengkap, bahkan keliru. Banyak penelitian yang kurang memperhatikan kaidah dan pedoman teknis yang tepat dalam penerapan metode ini. Hal ini berpotensi menghasilkan temuan yang kurang valid dan mengurangi kualitas dari hasil penelitian. Lebih jauh lagi, meskipun PLS semakin populer, diskusi tentang penerapan metode ini dalam konteks riset akuntansi di Indonesia masih sangat jarang ditemukan dalam literatur yang ada, khususnya terkait perkembangan terkini terkait metode ini. Tidak ada pedoman yang jelas dan komprehensif yang membahas bagaimana seharusnya metode ini digunakan dalam riset berbasis survei, terutama dalam ranah akuntansi.

Motivasi utama penulisan makalah ini adalah untuk mengisi kekosongan yang dipaparkan di atas. Penulis merasa penting untuk menyajikan panduan yang lebih mendalam mengenai metode PLS, terutama dalam konteks riset akuntansi berbasis survei. Secara spesifik, inspirasi utama dari tulisan ini berasal dari makalah Hair dkk. (2019) berjudul "*When to use and how to report the results of PLS-SEM*" yang terbit di *European Business Review* volume 31 No. 1 halaman 2-24. Sebagian besar konten makalah ini akan merujuk pada karya tersebut, yang memberikan pedoman lengkap tentang penggunaan dan pelaporan hasil PLS-SEM dalam riset.

Penulis menginisiasi makalah ini dengan tujuan agar para pembaca di Indonesia, terutama yang mungkin kurang mahir dalam bahasa Inggris, dapat lebih mudah memahami dan mengaplikasikan metode PLS dengan benar dalam penelitian akuntansi berbasis survei. Diharapkan, melalui tulisan ini, akademisi akuntansi di Indonesia dapat memiliki pemahaman yang lebih baik dan lebih komprehensif mengenai cara yang tepat dalam menerapkan PLS, serta meningkatkan kualitas riset di bidang akuntansi.

Tinjauan Literatur

Apa itu PLS?

Partial Least Squares (PLS) adalah teknik statistik yang digunakan untuk menguji hubungan antar variabel laten dalam model struktural yang kompleks (Chin, 1998b). Variabel laten sendiri adalah konsep atau konstruksi (variabel) yang tidak dapat diukur secara langsung, namun diwakili oleh indikator-indikator yang dapat diukur (Bollen, 2002). Dalam penelitian kuantitatif, variabel laten sering digunakan untuk menggambarkan fenomena psikologis, sosial, atau karakteristik abstrak yang tidak langsung terlihat, seperti kepuasan, motivasi, kepercayaan diri, atau implementasi suatu kebijakan. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Wold pada tahun 1975 dan telah mengalami pengembangan signifikan seiring berjalannya waktu. PLS-SEM menggabungkan analisis regresi multivariat dan analisis faktor untuk memodelkan hubungan antar variabel dalam sebuah struktur yang lebih fleksibel dan lebih sedikit bergantung pada asumsi normalitas data (Hair & Alamer, 2022). Secara tujuan, PLS digunakan untuk memaksimalkan variasi dalam data yang dapat dijelaskan oleh variabel laten dengan mengoptimalkan estimasi parameter model (Hirose dkk., 2010).

Metode PLS sangat populer dalam riset yang melibatkan data dengan ukuran sampel kecil hingga menengah dan ketika data tidak memenuhi asumsi normalitas (Hair dkk., 2019). Salah satu kelebihan utama PLS adalah kemampuannya dalam menangani model kompleks yang melibatkan banyak variabel laten dan indikator. Sebagai metode berbasis varians, PLS memprioritaskan prediksi dan interpretasi hubungan antara variabel laten, serta memberi fokus pada varians yang dijelaskan dalam model (Hair dkk., 2019; Sofyani & Darma, 2024).

Perbedaan PLS-SEM dengan SEM Berbasis Kovarians

PLS sering dibandingkan dengan *Structural Equation Modeling* (SEM) berbasis kovarians. Kedua teknik ini bertujuan untuk menguji hubungan antara variabel laten, namun terdapat perbedaan mendasar dalam pendekatan dan tujuan masing-masing metode. Perbedaan mereka meliputi (Chin, 1998a; Goodhue dkk., 2012; Hair dkk., 2021; Hair dkk., 2019):

Pendekatan Estimasi

SEM berbasis kovarians, yang biasanya menggunakan metode estimasi seperti *Maximum Likelihood* (ML), berfokus pada pemodelan kovarians antara variabel dalam model. SEM berbasis kovarians memerlukan data yang memenuhi asumsi normalitas dan linearitas, serta ukuran sampel yang lebih besar untuk menghasilkan estimasi yang stabil dan valid. Dalam SEM berbasis kovarians, parameter model dihitung untuk meminimalkan kesalahan estimasi yang mengarah pada kovarians antar variabel. Sebaliknya, PLS menggunakan pendekatan berbasis varians. Metode ini tidak mengharuskan asumsi normalitas data dan lebih fleksibel dalam hal ukuran sampel dan kompleksitas model. PLS mengoptimalkan estimasi parameter dengan fokus pada pemaksimalan variasi dalam data yang dapat dijelaskan oleh model, dan lebih cocok digunakan dalam analisis data dengan distribusi yang tidak normal atau ukuran sampel yang lebih kecil.

Ukuran Sampel dan Aplikasi

SEM berbasis kovarians lebih cocok digunakan ketika data memiliki ukuran sampel besar dan memenuhi asumsi normalitas, sedangkan PLS lebih fleksibel dan dapat digunakan pada sampel yang lebih kecil dan data yang tidak normal. PLS lebih tepat digunakan ketika peneliti berfokus pada prediksi dan ketika model yang diuji melibatkan hubungan kompleks antar variabel laten.

Model Kompleks dan Variabel Laten

PLS-SEM lebih cocok digunakan untuk model yang melibatkan banyak variabel laten dan hubungan yang lebih kompleks. Ini karena PLS mampu menangani jumlah indikator yang lebih banyak dengan fleksibilitas tinggi dalam hal spesifikasi model. Di sisi lain, SEM berbasis kovarians sering kali lebih sesuai untuk model yang lebih sederhana dengan sedikit variabel laten dan hubungan yang lebih terstruktur.

Kegunaan Menguji Teori

PLS lebih sering digunakan untuk menguji teori eksploratif dan memprediksi hubungan antar variabel. PLS cenderung digunakan dalam penelitian yang lebih bersifat prediktif, di mana peneliti tertarik untuk melihat seberapa baik variabel independent (determinan) dapat memprediksi hasil atau variabel dependen. Dalam PLS, pengujian teori lebih pada mengembangkan dan menguji model secara iteratif, dengan fokus pada kekuatan prediktif dan validitas model, daripada menguji apakah model sepenuhnya sesuai dengan data. Sementara itu, SEM berbasis kovarians lebih sering digunakan untuk mengonfirmasi atau menguji teori yang telah ada, di mana peneliti ingin menguji kesesuaian model teoritis dengan data yang ada. SEM berbasis kovarians cenderung lebih bersifat konfirmatori, yakni menguji apakah data yang dikumpulkan sesuai dengan model teoritis yang sudah ada. Ini sering digunakan untuk teori yang sudah terbukti di literatur. Selain itu, SEM berbasis kovarians lebih ketat dalam menguji kefit model dengan melihat goodness-of-fit indeks dan mengonfirmasi hubungan antar variabel laten dan indikator.

Fokus Pengujian Model

PLS lebih fokus pada kemampuan model untuk memprediksi variabel teramati, bukan semata-mata pada kesesuaian model dengan data. Model PLS biasanya digunakan untuk analisis hubungan antar variabel yang lebih kompleks dengan pengaruh langsung dan tidak langsung. PLS sering digunakan dalam penelitian yang melibatkan model pengukuran reflektif atau formatif (terutama formatif untuk model yang melibatkan prediksi). Sementara SEM berbasis kovarians fokus pada pengujian kesesuaian model dengan data melalui uji goodness-of-fit, yang menunjukkan seberapa baik model yang diusulkan mencocokkan data yang diamati. SEM berbasis kovarians umumnya lebih sering digunakan untuk model pengukuran reflektif (di mana indikator mencerminkan konstruksi laten), dan lebih mengutamakan konsistensi dan validitas konstruk.

Kapan PLS-SEM Cocok Digunakan?

Menurut Hair dkk. (2019), PLS dapat digunakan dalam berbagai situasi, dengan beberapa kondisi tertentu yang menjadi pertimbangan penting. PLS sangat cocok digunakan ketika:

Ukuran Sampel Kecil hingga Menengah:

PLS-SEM dapat digunakan dengan efektif bahkan pada ukuran sampel kecil, menjadikannya pilihan tepat untuk penelitian yang sulit memperoleh data dalam jumlah besar. Dalam situasi ini, SEM berbasis kovarians mungkin kurang dapat diandalkan karena kebutuhan ukuran sampel yang lebih besar untuk memperoleh estimasi yang stabil.

Data yang Tidak Normal:

PLS lebih fleksibel dalam menangani data yang tidak memenuhi asumsi normalitas. Jika data yang digunakan dalam penelitian memiliki distribusi yang tidak normal atau terdapat

outlier, PLS memberikan hasil yang lebih *robust* dibandingkan SEM berbasis kovarians yang lebih sensitif terhadap pelanggaran asumsi normalitas.

Model dengan Relasi Kompleks dan Variabel Laten yang Banyak:

PLS sangat cocok untuk penelitian dengan model struktural yang melibatkan banyak variabel laten dan indikator. Keunggulan PLS terletak pada kemampuannya untuk menangani model-model yang kompleks dan memprediksi hubungan antara variabel dengan baik.

Fokus pada Prediksi:

PLS lebih fokus pada kemampuan prediksi (hubungan antar variabel) daripada pada uji teori. Jika tujuan utama penelitian adalah untuk memprediksi hubungan antar variabel atau untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik mengenai struktur model dalam konteks praktis, maka PLS adalah pilihan yang lebih tepat daripada SEM berbasis kovarians yang lebih berfokus pada konfirmasi teori dan uji validitas model.

Hasil dan Pembahasan

Pra Uji PLS: Uji *Common Method Bias*

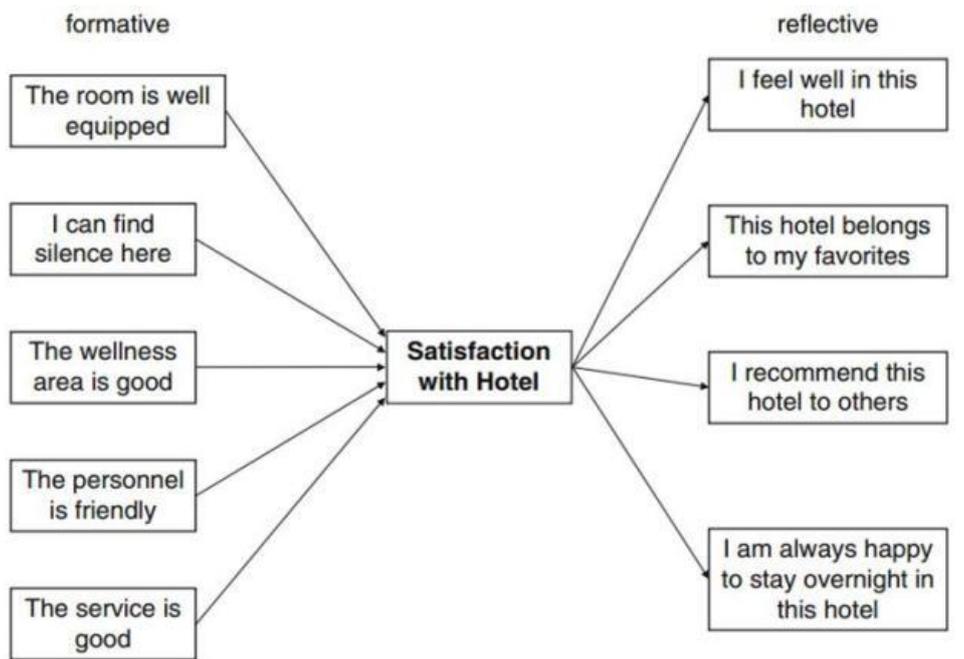
Pada riset survei menggunakan PLS, biasanya Uji *Common Method Bias* (CMB) dilakukan sebelum uji PLS dimulai. CMB atau di referensi lain disebut *Common Method Variance* (CMV) digunakan untuk mengetahui apakah terdapat adanya pengaruh bias yang signifikan dalam data penelitian disebabkan oleh penggunaan metode pengumpulan data yang sama, seperti kuesioner dan responden yang sama (Tehseen dkk., 2017). Salah satu teknik untuk menguji CMB adalah *Harman's Single Factor Analysis*, di mana semua variabel dalam penelitian dimasukkan dalam satu analisis faktor tanpa menentukan jumlah faktor terlebih dahulu. Jika hasil analisis menunjukkan hanya satu faktor yang dominan atau faktor tunggal menjelaskan sebagian besar varians (lebih dari 50%), itu menandakan adanya bias dari metode yang sama (Podsakoff dkk., 2003). Sebaliknya, jika ada banyak faktor, dan faktor perdana berkontribusi kurang dari 50%, maka data lebih mungkin bebas dari CMB (Chang dkk., 2020).

Runtututan Uji PLS

Dalam artikel Hair dkk. (2019) yang berjudul "*When to use and how to report the results of PLS-SEM*", dijelaskan secara rinci langkah-langkah yang harus diikuti dalam melakukan analisis menggunakan PLS. Secara umum, proses ini terdiri dari dua tahap utama: (1) penilaian model pengukuran (*measurement/outer model assessment*) dan (2) penilaian model struktural (*structural/inner model assessment*). Berikut adalah urutan langkah-langkah uji PLS yang dapat diikuti:

Evaluasi Model Pengukuran

Sebelum uji model struktural atau hipotesis, penting untuk menilai kualitas model pengukuran terlebih dahulu. Pengujian ini disebut uji model pengukuran (*measurement model*) atau sering juga disebut uji *outer model*. Dalam PLS, pengujian *outer model* adalah salah satu langkah penting untuk mengevaluasi kualitas indikator yang digunakan untuk mengukur variabel laten. Terdapat dua jenis hubungan antara variabel laten dan indikatornya, yaitu reflektif dan formatif. Gambar 1 menyajikan perbedaan model pengukuran konstruk reflektif vs formatif. Keduanya memiliki perbedaan signifikan dalam hal teori dasar dan metode evaluasi. Oleh karena itu, pemahaman yang tepat mengenai cara menguji *outer model* untuk kedua jenis variabel laten ini sangat penting untuk memastikan validitas dan reliabilitas model pengukuran yang digunakan dalam penelitian.



Gambar 1 Perbedaan Model Pengukuran Konstruk Reflektif vs Formatif
 Sumber: Vinzi dkk. (2010)

Secara sederhana perbedaan konstruk formatif dan reflektif dapat diamati dari arah mata panah indikator terhadap konstruk. Pada konstruk formatif mata panah mengarah kepada konstruk, artinya indikator memengaruhi konstruk (variabel). Sebaliknya, pada konstruk reflektif dapat diamati bahwa konstruk atau variabel lah yang justru memengaruhi indikator.

Menurut Sholihin dan Ratmono (2021), ada beberapa pertimbangan penting dalam memilih antara menggunakan konstruk formatif atau reflektif, khususnya dalam konteks penelitian ilmu sosial dan ekonomi. Tabel 1 menyajikan beberapa pertimbangan utama dalam memilih antara keduanya.

Tabel 1 Perbedaan Konstruk Formatif dan Reflektif

Aspek	Konstruk Formatif	Konstruk Reflektif
Tujuan Pengukuran	Mengukur konstruk yang dibentuk oleh indikator-indikatornya.	Mengukur konstruk laten yang tercermin melalui indikator-indikatornya.
Hubungan antara Indikator dan Konstruk	Indikator-indikator saling independen, perubahan satu indikator bisa memengaruhi konstruk.	Indikator-indikator saling bergantung, perubahan konstruk tercermin pada perubahan indikator.
Fleksibilitas Pengukuran	Lebih fleksibel, bisa menyesuaikan indikator untuk fenomena yang kompleks.	Lebih sederhana, indikator merupakan refleksi langsung dari konstruk.
Sifat Dimensi Konstruk	Cocok untuk konstruk yang terdiri dari berbagai dimensi yang tidak saling berhubungan.	Cocok untuk konstruk yang bersifat unidimensional atau mengukur satu aspek tertentu.
Sumber Data	Memerlukan data beragam yang menggambarkan dimensi konstruk.	Mengandalkan data yang lebih homogen dan konsisten.

Pengujian Model Pengukuran Variabel Laten Reflektif

Variabel laten reflektif adalah variabel yang diukur menggunakan indikator-indikator yang dipengaruhi oleh variabel laten tersebut (panah mengarah dari indikator ke konstruk). Dengan kata lain, jika suatu variabel laten memiliki nilai yang tinggi atau rendah, indikator-indikator yang terkait juga akan menunjukkan nilai yang tinggi atau rendah. Model reflektif ini sering digunakan untuk variabel yang bersifat konstruk atau konsep psikologis, seperti kepuasan pelanggan, komitmen organisasi, atau sikap konsumen. Untuk variabel laten reflektif, pengujian *outer model* mencakup beberapa langkah untuk memastikan bahwa indikator-indikator yang digunakan dapat mengukur variabel laten dengan baik. Berikut adalah elemen-elemen yang perlu diperiksa:

Item Loadings

Setiap indikator yang dihubungkan dengan variabel laten reflektif harus memiliki *loading* yang signifikan. Koefisien loading menunjukkan sejauh mana indikator tersebut dapat menjelaskan variasi dalam variabel laten. Nilai *loading* yang diharapkan adalah lebih dari 0,70, meskipun batas yang lebih rendah (0,50) juga dapat diterima tergantung pada konteks dan jumlah indikator yang digunakan (Hair dkk., 2021). Selain itu, *loadings* 0,50 dapat diterima jika syarat nilai reliabilitas dan *Average Variance Extracted* (AVE) sudah dipenuhi (Hair dkk., 2021).

Reliabilitas Konstruk

Reliabilitas dalam PLS merujuk pada sejauh mana instrumen pengukuran (misalnya, item-item dalam kuesioner atau indikator-indikator dalam model) menghasilkan hasil yang konsisten dan dapat diandalkan (Hair dkk., 2021). Pada PLS, reliabilitas digunakan untuk mengukur keandalan indikator-indikator yang digunakan dalam model pengukuran, baik yang bersifat reflektif maupun formatif (Chin, 1998b). Penilaian reliabilitas konstruk

mengacu pada nilai *Composite Reliability* (CR) dan *Cronbach's Alpha*. CR Ini adalah ukuran reliabilitas keseluruhan variabel laten reflektif. Nilai CR yang baik harus lebih besar dari 0,70, yang menunjukkan bahwa indikator-indikator yang terkait bersama-sama memberikan pengukuran yang konsisten dan dapat diandalkan. Sementara itu, meskipun lebih umum digunakan dalam analisis klasik, *Cronbach's Alpha* masih digunakan dalam PLS sebagai ukuran reliabilitas. Nilai yang diharapkan adalah lebih besar dari 0,70 untuk menunjukkan reliabilitas yang baik (Fornell & Larcker, 1981; Hair dkk., 2019).

Validitas Konvergen

Validitas konvergen adalah sebuah konsep dalam pengukuran yang digunakan untuk mengukur sejauh mana indikator-indikator yang diharapkan mengukur konstruk yang sama (atau konsep yang sama) benar-benar saling berkorelasi atau konvergen satu sama lain (Hair dkk., 2021). Dalam penelitian yang menggunakan model pengukuran seperti PLS atau *Confirmatory Factor Analysis* (CFA), validitas konvergen mengacu pada sejauh mana indikator-indikator yang digunakan untuk mengukur konstruk yang sama berhubungan erat dan konsisten. Indikator yang digunakan untuk uji validitas konvergen adalah AVE. AVE mengukur seberapa banyak variasi dalam indikator yang dapat dijelaskan oleh variabel laten. Nilai AVE yang lebih besar dari 0,50 menunjukkan bahwa variabel laten dapat menjelaskan lebih dari setengah variansi indikator-indikatornya (Hair dkk., 2019). Jika nilai AVE lebih rendah, ini dapat menunjukkan bahwa indikator tidak memadai dalam mengukur konstruk laten.

Validitas Diskriminan

Validitas diskriminan (*discriminant validity*) adalah ukuran yang menunjukkan sejauh mana konstruk yang berbeda dalam suatu model pengukuran dapat dibedakan satu sama lain, yaitu sejauh mana konstruk-konstruk yang seharusnya berbeda tidak saling tumpang tindih atau memiliki korelasi yang tinggi (Hair dkk., 2021). Dalam konteks ini, validitas diskriminan mengukur apakah indikator-indikator yang digunakan untuk mengukur satu konstruk tidak secara signifikan mengukur konstruk lain. Validitas diskriminan diukur dengan metode *Fornell-Larcker Criterion* (Contoh dapat dilihat pada Tabel 2). Pada metode ini, untuk memastikan bahwa variabel laten reflektif benar-benar berbeda satu sama lain, akar dari AVE setiap variabel laten harus lebih besar dari korelasi antar variabel laten (lihat skor yang dicetak tebal pada Tabel 2). Ini memastikan bahwa setiap konstruk laten memiliki pengukuran yang unik dan tidak tumpang tindih dengan konstruk lainnya.

Tabel 2 Hasil Uji Validitas Diskriminan Menggunakan Metode *Fornell-Larcker*

<i>Construct</i>	<i>Audit performance</i>	<i>Audit judgment</i>	<i>Quality of BDA-based Auditing system</i>
Audit Performance	0,770		
Audit Judgment	0,563	0,795	
Quality of BDA-based Audit System	0,507	0,698	0,742

Selain metode *Fornell-Larcker*, HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio) juga dapat digunakan untuk menguji Validitas Diskriminan (Lihat contoh pada Tabel 3). Jika nilai HTMT lebih kecil dari 0,85 (antar konstruk berbeda) atau 0,90 (antar konstruk serupa), maka dapat disimpulkan bahwa variabel laten dapat dibedakan dengan jelas satu sama lain (Hair dkk., 2019).

Tabel 3 Hasil Uji Validitas Diskriminan (Rasio Heterotrait–Monotrait/HTMT)

Construct	1	2	3	4	5	6
Actual Usage						
Auditor Performance	0,580					
Effort Expectancy	0,814	0,414				
Facilitating Conditions	0,622	0,405	0,376			
Intention to adopt	0,809	0,610	0,568	0,490		
Performance Expectancy	0,569	0,658	0,309	0,275	0,673	
Social Influence	0,741	0,518	0,476	0,812	0,784	0,498

Source: Saud dkk. (2025)

Pengujian Model Pengukuran Variabel Laten Formatif

Berbeda dengan variabel laten reflektif, variabel laten formatif adalah variabel yang ditentukan oleh indikator-indikatornya. Dalam hal ini, indikator-indikator tersebut membentuk variabel laten dan memberikan kontribusi terhadap konstruksi tersebut (Sholihin & Ratmono, 2021). Variabel laten formatif sering digunakan untuk mengukur konstruk yang kompleks, seperti indeks sosial ekonomi, reputasi perusahaan, atau kualitas produk. Pengujian *outer* model untuk variabel laten formatif melibatkan pendekatan yang sedikit berbeda dibandingkan dengan model reflektif. Berikut adalah langkah-langkah penting dalam pengujian *outer* model untuk variabel laten formatif (Hair dkk., 2021):

Signifikansi dan Beban Indikator (*Indicator Weights*)

Alih-alih memeriksa *item loadings* (karena beban indikator dalam variabel laten formatif tidak diharapkan memiliki nilai tinggi), pada konstruk formatif kita harus memeriksa *indicator weights* atau bobot indikator (Hair dkk., 2021). Bobot indikator menunjukkan kontribusi masing-masing indikator terhadap variabel laten. Bobot yang signifikan dapat diperoleh dengan menggunakan teknik *bootstrapping*. Biasanya, nilai bobot indikator yang lebih tinggi menunjukkan indikator yang lebih penting dalam membentuk variabel laten, meskipun penting untuk memastikan bahwa bobot ini signifikan ($p\text{-value} < 0,05$).

Multikolinearitas

Salah satu tantangan dalam model formatif adalah potensi multikolinearitas, yaitu ketika indikator-indikator dalam model sangat berkorelasi satu sama lain. Multikolinearitas yang tinggi dapat menyebabkan estimasi yang tidak stabil dan memengaruhi interpretasi model. Untuk menguji multikolinearitas, digunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai VIF yang lebih rendah dari 5 menunjukkan bahwa multikolinearitas antar indikator tidak

menjadi masalah. Jika VIF lebih tinggi dari 5, ini menunjukkan adanya multikolinearitas yang perlu diperbaiki.

Validitas Konvergen dan Diskriminan untuk Model Formatif

Validitas konvergen dalam model formatif lebih sulit untuk diukur dibandingkan model reflektif. Namun, validitas konvergen dapat dievaluasi melalui *error variance* (variansi kesalahan), yaitu sejauh mana varians yang dapat dijelaskan oleh indikator-indikator formatif cukup tinggi. Selanjutnya, dalam model formatif, validitas diskriminan tidak dievaluasi dengan cara yang sama seperti pada model reflektif.

Evaluasi Model Struktural

Setelah model pengukuran dievaluasi dan diterima, tahap selanjutnya adalah menilai model struktural, yaitu hubungan antar variabel laten dalam model. Beberapa langkah yang dilakukan pada tahap ini adalah:

Uji Signifikansi Jalur

Uji signifikansi jalur dilakukan untuk memeriksa apakah koefisien jalur antar variabel laten signifikan. Hal ini biasanya dilakukan dengan menggunakan teknik *bootstrapping*. Teknik ini menghasilkan interval estimasi untuk koefisien jalur dan menguji apakah nilai-nilai tersebut signifikan secara statistik. Untuk menentukan signifikansi jalur, nilai t-statistik harus lebih besar dari 1,96 (untuk $\alpha = 0.05$), atau *p-value* harus lebih kecil dari 0,05. Koefisien Determinasi (R^2): Mengukur sejauh mana model struktural dapat menjelaskan variasi dalam variabel dependen. Nilai R^2 yang lebih tinggi menunjukkan model yang lebih baik. Biasanya, nilai R^2 lebih dari 0,10 menunjukkan model yang dapat diterima, meskipun ini bergantung pada konteks penelitian.

Ukuran Efek (*Effect Size, f²*)

Mengukur kontribusi setiap hubungan jalur dalam model terhadap varians yang dijelaskan. Nilai f^2 lebih besar dari 0,35 menunjukkan efek yang besar, antara 0,15 dan 0,35 menunjukkan efek sedang, dan di bawah 0,15 menunjukkan efek kecil.

Uji Kekuatan Prediksi

Mengukur seberapa baik model dalam memprediksi data yang belum diamati. Nilai Q^2 lebih besar dari 0 menunjukkan bahwa model memiliki relevansi prediktif yang baik. Nilai Q^2 dihitung menggunakan teknik *blindfolding*. Selain Q^2 , Uji kekuatan juga dapat dilakukan dengan uji Prediksi PLS dengan menu PLSpredict. PLSpredict adalah algoritma yang digunakan untuk menilai kemampuan prediksi model PLS. Algoritma ini menghasilkan statistik kesalahan prediksi seperti *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), serta membandingkan kinerja model PLS dengan model acuan sederhana seperti prediksi nilai rata-rata dan regresi linier. Dengan menggunakan PLSpredict, peneliti dapat mengevaluasi apakah model PLS

Sofyani

Penggunaan Teknik *Partial Least Square* (PLS) dalam Riset Akuntansi Berbasis Survei

mereka memberikan prediksi yang lebih baik daripada model prediksi sederhana (seperti menggunakan rata-rata atau regresi linier), dan menghindari overfitting, serta menguji ketepatan model melalui validasi silang.

Cara pelaporan dapat mengacu contoh pada Paper dari Sofyani dkk. (2025) berikut:

“Prediksi PLS digunakan untuk mengevaluasi kinerja prediktif model yang diusulkan. Kualitas nilai yang diamati dan estimasi parameter model dapat dinilai menggunakan metrik Q^2 atau Q-square (Shmueli dkk., 2019). Menurut Ali dkk. (2023), nilai Q^2 berkisar dari nol hingga satu, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan kecocokan model yang lebih baik. Dalam evaluasi ini, *root mean square error* (RMSE) dibandingkan dengan *mean absolute error* (MAE) dalam PLS dan model regresi linier (LM). Ketika nilai RMSE dan MAE dalam PLS lebih rendah daripada yang ada di LM, daya prediktif dianggap substansial (Shmueli dkk., 2016). Pernyataan ini secara keseluruhan didukung oleh hasil analisis pada Tabel A6, yang menunjukkan bahwa model tersebut memiliki tingkat daya prediksi yang moderat, yang menunjukkan bahwa sebagian besar nilai RMSE dalam PLS lebih rendah daripada nilai RMSE dalam LM (Shmueli dkk., 2019). Hasil analisis prediksi PLS yang sama juga berlaku untuk sampel kelompok lain, yaitu PTN, PTS, sampel doktor, dan sampel magister”.

Analisis Kekuatan (*Robustness*)

Confirmatory Tetrad Analysis

Confirmatory Tetrad Analysis in PLS-SEM (CTA-PLS) adalah metode yang digunakan untuk membedakan antara model pengukuran formative dan reflective dalam PLS-SEM. Metode ini mengikuti pendekatan konfirmasi dari Bollen dan Ting (2000), namun dengan tambahan prosedur bootstrapping untuk menguji signifikansi tetrad yang dihasilkan oleh model. Prosedur ini membutuhkan minimal 4 variabel manifest (indikator) per konstruk (variabel) dan dapat menangani maksimal 25 variabel manifest per konstruk. Cara pelaporan dapat mengacu contoh pada Paper dari Saud dkk. (2025) berikut:

“Hasil *Confirmatory Tetrad Analysis* (CTA) direkomendasikan untuk memvalidasi spesifikasi model pengukuran secara empiris, baik reflektif maupun formatif. Dalam studi ini, hasil pengujian memberikan dukungan empiris untuk mode reflektif dari model pengukuran konstruk. Lebih jauh, hasil CTA menunjukkan bahwa angka nol disertakan dalam interval kepercayaan”

Uji Non-Linear dalam PLS-SEM: Teknik Quadratic

Selain menguji hubungan linier antar variabel dalam model PLS, penting juga untuk mengeksplorasi kemungkinan adanya hubungan non-linier yang mungkin tidak terlihat pada analisis linier tradisional. Dalam konteks ini, dua teknik yang dapat digunakan adalah uji quadratic. Pada hubungan linier, perubahan dalam variabel independen (predictor) diharapkan menghasilkan perubahan yang proporsional dalam variabel dependen

(outcome). Namun, dalam beberapa kasus, hubungan antar variabel mungkin tidak bersifat linier, artinya perubahan variabel independen mungkin menghasilkan perubahan variabel dependen yang tidak proporsional. Oleh karena itu, untuk menangkap dinamika tersebut, uji quadratic digunakan untuk menguji adanya hubungan kuadratik atau parabola antara variabel.

Langkah-langkah Uji Quadratic dalam PLS:

1) Menambahkan Variabel Kuadrat:

Variabel kuadrat (square term) ditambahkan ke dalam model untuk menguji hubungan non-linier. Misalnya, jika ada variabel independen X , maka kita akan memasukkan X^2 (variabel kuadrat) ke dalam model dan mengevaluasi dampaknya terhadap variabel dependen.

2) Estimasi Parameter:

Proses estimasi dilakukan seperti biasa pada model PLS-SEM, tetapi dengan variabel kuadrat yang dimasukkan sebagai tambahan dalam analisis. Koefisien jalur untuk variabel kuadrat ini harus dievaluasi untuk menentukan apakah hubungan kuadratik signifikan atau tidak.

3) Evaluasi Koefisien dan Signifikansi:

Koefisien untuk variabel kuadrat yang signifikan akan menunjukkan bahwa hubungan antar variabel tidak linier. Pengujian signifikansi dilakukan dengan menggunakan teknik bootstrapping, dan nilai t-statistik untuk variabel kuadrat perlu lebih besar dari 1.96 ($p < 0.05$) untuk menunjukkan signifikansi.

4) Interpretasi Hasil:

Jika hubungan kuadratik signifikan, maka peneliti harus menafsirkan bentuk hubungan tersebut—apakah berupa kurva cekung (concave) atau cembung (convex)—untuk memberikan pemahaman lebih lanjut tentang interaksi antara variabel.

Cara pelaporan dapat mengacu contoh pada Paper Sofyani dan Darma (2024) berikut:

“Uji nonlinier dilakukan menggunakan metode analisis kuadratik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa semua variabel eksogen memiliki nilai p yang tidak signifikan. Berdasarkan hasil tersebut, hubungan antara variabel eksogen dan endogen bersifat linier, dan model dapat dikatakan robust.”

Tabel 4 merangkuman dari kaidah-kaidah yang dijabarkan di atas dalam pengujian data menggunakan metode PLS (Hair dkk., 2019, pp. 15-16).

Tabel 4 Rangkuman Kaidah Pengujian Menggunakan Metode PLS

Indikator / Parameter	Keterangan
Model Pengukuran Konstruk Reflektif	
Loading	Disarankan >0,708 Nilai bobot yang lebih besar lebih relevan (berkontribusi lebih); muatan indikator yang $\geq 0,50$ dan signifikan secara statistik dianggap relevan
Konsistensi Internal	Cronbach's alpha adalah batas bawah, sedangkan composite reliability adalah batas atas untuk konsistensi internal. Nilai r A biasanya berada di antara batas ini dan dapat mewakili konsistensi internal. Disarankan antara 0,70-0,90
Validitas Konvergen	AVE minimal 0,50
Validitas Diskriminan	HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio) Untuk konstruk yang serupa secara konseptual: HTMT < 0,90; untuk konstruk yang berbeda: HTMT < 0,85 Nilai R^2 0,75, 0,50, dan 0,25 dianggap besar, sedang, dan lemah. Nilai $R^2 \geq 0,90$ biasanya menunjukkan overfit
Pengujian Keberartian Bobot	Nilai $p < 0,05$ atau interval kepercayaan 95% (dengan metode bootstrap atau metode BCa untuk distribusi bootstrap yang miring) tidak termasuk nol
Model Pengukuran Konstruk Formatif	
Kolineritas (VIF)	Periksa apakah ada masalah kolineritas pada nilai VIF Idealnya VIF < 3 Masalah kolineritas telah terjadi ketika VIF > 5 Ada kemungkinan masalah kolineritas ketika VIF = 3-5
Signifikansi statistik bobot	nilai $p < 0,05$ atau interval kepercayaan 95% (berdasarkan metode persentil atau, dalam kasus distribusi bootstrap miring, metode BCa) tidak menyertakan nol
Relevansi indikator dengan bobot signifikan	Bobot signifikan yang lebih besar lebih relevan (memberikan kontribusi lebih banyak)
Relevansi indikator dengan bobot tidak signifikan	Nilai <i>loading</i> lebih tinggi dari 0,50 yang signifikan secara statistik dianggap relevan
Model Struktural	
Kolineritas (VIF)	Idealnya VIF < 3 Masalah kolineritas telah terjadi ketika VIF > 5 Ada kemungkinan masalah kolineritas ketika VIF = 3-5
Koefisien Determinasi (R^2)	Nilai R^2 sebesar 0,75, 0,50 dan 0,25 dianggap substansial, sedang dan lemah. Nilai R^2 sebesar 0,90 dan lebih tinggi merupakan indikasi khas dari overfit.
Nilai Q^2	Nilai yang lebih besar dari nol dianggap substansial Nilai yang lebih tinggi dari 0, 0,25 dan 0,50 menggambarkan akurasi prediktif model jalur PLS yang kecil, sedang dan besar.
Pengujian Prediktif PLS	Tetapkan $k = 10$, dengan asumsi setiap subgrup memenuhi ukuran sampel minimum yang diperlukan Gunakan sepuluh kali pengulangan, dengan asumsi ukuran sampel cukup besar Nilai $Qp2redict > 0$ menunjukkan bahwa model mengungguli tolok ukur yang paling naif (yaitu, rata-rata indikator dari sampel analisis) Bandingkan nilai MAE (atau RMSE) dengan nilai LM dari setiap indikator. Periksa apakah analisis PLS-SEM (dibandingkan dengan LM) menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih tinggi dalam hal RMSE (atau MAE) untuk semua (tidak ada daya prediksi), mayoritas (daya prediksi rendah), minoritas atau jumlah yang sama (daya prediksi sedang) atau tidak ada indikator (daya prediksi tinggi)
Analisis Kekuatan (Robustness)	
Kesesuaian Model Pengukuran	Cek hasil uji CTA
Konsistensi Determinasi	Cek hasil uji Efek Non-Linear

Kesimpulan

Dalam riset akuntansi berbasis survei, penggunaan teknik analisis data PLS semakin populer, terutama dalam bidang akuntansi sektor public, akuntansi manajemen, pengauditan, dan sistem informasi akuntansi. Meskipun penerapan PLS telah berkembang pesat, pemahaman dan penerapan kaidah serta pedoman yang tepat dalam penggunaan metode ini masih terbatas, khususnya di kalangan akademisi akuntansi Indonesia. Berdasarkan pembahasan yang disampaikan dalam makalah ini, dapat disimpulkan bahwa untuk memastikan keberhasilan dan akurasi analisis PLS dalam riset akuntansi berbasis survei, peneliti perlu memahami dengan baik runtutan uji dalam PLS, baik untuk pengujian *outer model* maupun *inner model*. Selain itu, penting juga untuk memahami perbedaan antara variabel laten reflektif dan formatif, serta cara menguji keduanya, agar hasil penelitian dapat lebih valid dan terpercaya. Dalam konteks ini, artikel ini juga menyoroti pentingnya penerapan uji CMB, CTA, non-linier, dan uji kekuatan prediksi. Teknik-teknik ini memberikan wawasan yang lebih mendalam dari hasil pengujian dan selanjutnya meningkatkan ketepatan pemahaman dari hasil penelitian.

Sebagai tambahan, makalah ini juga mengutip pengalaman penulis serta literatur yang ada, seperti yang dijelaskan dalam karya (Hair dkk., 2019) untuk memberikan panduan yang lebih jelas bagi para peneliti di Indonesia yang mungkin belum familiar dengan literatur internasional mengenai PLS. Dengan demikian, diharapkan makalah ini dapat membantu memperkaya literatur riset akuntansi berbasis survei dan memberikan kontribusi yang lebih signifikan dalam perkembangan riset survei di bidang akuntansi di Indonesia.

Daftar Pustaka

- Bollen, K. A. (2002). Latent variables in psychology and the social sciences. *Annual review of psychology*, 53(1), 605-634. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.53.100901.135239>
- Chang, S.-J., Witteloostuijn, A. v., & Eden, L. (2020). Common method variance in international business research. In *Research methods in international business* (pp. 385-398). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22113-3_20
- Chin, W. W. (1998a). Commentary: Issues and opinion on structural equation modeling. In (Vol. 22, pp. 7-16): *MIS Quarterly*.
- Chin, W. W. (1998b). The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern methods for business research*, 295(2), 295-336.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 18(1), 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>
- Goodhue, D. L., Lewis, W., & Thompson, R. (2012). Does PLS have advantages for small sample size or non-normal data? *MIS quarterly*, 981-1001. <https://doi.org/10.2307/41703490>
- Hair, J., & Alamer, A. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics*, 1(3), 100027. <https://doi.org/10.1016/j.rmal.2022.100027>

- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage publications. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European business review*, 31(1), 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hirose, K., Kawano, S., Miike, D., & Konishi, S. (2010). Hyper-parameter selection in Bayesian structural equation models. <https://doi.org/10.5109/25906>
- Nazaruddin, I., Sofyani, H., & Utami, T. P. (2024). Promoting Performance Measurement System Effectiveness in Higher Education Institution: Antecedents and Consequences. *Brazilian Administration Review*, 21(2), e230070. <https://doi.org/10.1590/1807-7692bar2024230070>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of applied psychology*, 88(5), 879-903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- Saud, I. M., Sofyani, H., Utami, T. P., Haq, M. M., & Fathmaningrum, E. S. (2025). Big data analytics-based auditing adoption in public sector: Indonesian evidence. *Cogent Business & Management*, 12(1), 2454320. <https://doi.org/10.1080/23311975.2025.2454320>
- Sholihin, M., & Ratmono, D. (2021). *Analisis SEM-PLS dengan WarpPLS 7.0 untuk hubungan nonlinier dalam penelitian sosial dan bisnis*. Penerbit Andi.
- Sofyani, H., & Darma, E. S. (2024). Effect of architecture and efficiency of mobile banking application on the intention to continue using Islamic bank: does data security matter? *Journal of Islamic Marketing*, 15(6), 1479-1497. <https://doi.org/10.1108/JIMA-07-2023-0220>
- Sofyani, H., Sholihin, M., Saleh, Z., & Isa, C. R. (2025). Testing the mediation effects of contingent factors on the relationship between management control systems and performance in higher education institutions. *Journal of Accounting & Organizational Change*. <https://doi.org/10.1108/JAOC-06-2024-0194>
- Tehseen, S., Ramayah, T., & Sajilan, S. (2017). Testing and controlling for common method variance: A review of available methods. *Journal of management sciences*, 4(2), 142-168. <https://doi.org/10.20547/jms.2014.1704202>
- Vinzi, V. E., Chin, W. W., Henseler, J., & Wang, H. (2010). *Handbook of partial least squares* (Vol. 201). Springer.