

Uma revisão do Modelo do Grau de Informatização de Empresas: novas propostas de estimação e modelagem usando PLS (*partial least squares*)

Autoria: Ronaldo Zwicker, Cesar Alexandre de Souza, Diógenes de Souza Bido

Resumo

O desenvolvimento de meios para avaliar o uso da TI é fundamental para a sua gestão em organizações. Souza et al. (2005) propuseram e validaram um instrumento para avaliar o grau de informatização (GI) em empresas usando a modelagem de equações estruturais baseada em covariâncias (MEEBC), método que apresenta dificuldades como o tamanho da amostra exigido e a necessidade da distribuição normal multivariada dos dados. Recentemente, outro método para estimar modelos estruturais tem recebido destaque, o *Partial Least Squares* (PLS), que tem menores exigências em relação ao tamanho da amostra e à distribuição dos dados, embora careça de medida de ajuste geral do modelo. O objetivo deste trabalho é explorar o uso do PLS para a estimação do GI a partir do mesmo banco de dados utilizado por Souza et al. (2005) comparando os resultados com aqueles obtidos pela MEEBC e testar nova possibilidade para o GI que simplifique sua medida e incorpore relações causais entre fatores do modelo. Após a comparação, verificou-se a semelhança nos resultados dos dois métodos, mesmo quando foram utilizadas as variáveis antes de sua transformação para obtenção de simetria. O novo modelo do GI revelou a importância do fator “uso organizacional da TI” como mediador da relação entre “grau de informatização e “impactos organizacionais da TI”.

Introdução

O uso da tecnologia de informação (TI) pelas organizações de todos os setores e portes, desde que adequadamente combinado às estratégias e à cultura empresarial, tornou-se importante fator para a obtenção de competitividade (KOHLI; SHERER, 2002). Dessa maneira, o desenvolvimento de instrumentos e medidas que permitam avaliar o uso e os impactos da TI nas organizações, ou seja, o seu grau de informatização, é fundamental para a sua adequada gestão. Essa foi a proposta de Souza et al. (2005), que desenvolveram e validaram um instrumento para a avaliação do grau de informatização (GI) de empresas industriais. O desenvolvimento e validação do modelo foram realizados utilizando a modelagem de equações estruturais baseada em covariâncias (MEEBC), com o auxílio do *software* AMOS versão 4.0. O uso da MEEBC traz, entretanto, dificuldades para a estimação, tais como: a necessidade de transformação das variáveis para a obtenção da distribuição normal multivariada, o grande tamanho de amostra exigido e a complexidade da estimação em si, tanto no uso do *software* quanto ao conhecimento necessário para a modelagem MEEBC. Procurando diminuir as barreiras ao uso do grau de informatização (GI) como um instrumento gerencial, este trabalho teve o objetivo de avaliar o impacto do uso de um método que fosse mais simples e rápido, a modelagem de equações estruturais com o uso do *Partial Least Squares* (MEEPLS), na estimação do GI.

As diferenças entre cada método de estimação serão comentadas nas próximas seções, mas adianta-se que a MEEPLS foi inicialmente referenciado como *soft modeling* (HUI, 1978) justamente por não ter suposições quanto à distribuição das variáveis, não havendo necessidade de transformação dos indicadores, pelo menos para se diminuir sua assimetria e o tamanho da amostra necessário ser menor que a MEEBC. Além disso, os *softwares* para estimação de MEEPLS possuem algumas características importantes para a simplificação da estimação do grau de informatização: em primeiro lugar eles são mais rápidos e fáceis de serem aprendidos e utilizados do que os *softwares* para MEEBC; e em segundo lugar estão disponíveis na Internet como *freeware* (*softwares* gratuitos).

Devido às diferenças entre a MEEBC e MEEPLS, Jöreskog e Wold (1982, p.270) e Chin e Newsted (1999, p.336) alertam que esses métodos deveriam ser considerados mais

como complementares do que competitivos, apesar disso, há evidências da substituição da MEEBC pela MEEPLS com sucesso, por exemplo, para a estimação do índice de satisfação do consumidor (FORNELL et al., 1996). Na comparação feita com dados simulados, Vilares, Almeida e Coelho (2005, p.14-15) concluíram que:

Os resultados têm mostrado que, globalmente, as estimativas do PLS são geralmente melhores que as estimativas do [MEEBC] em termos de viés e precisão. [...] ...os estimadores obtidos por [MEEBC] eram muito mais sensíveis às potenciais deficiências nos dados ou na especificação do modelo. [...] Portanto, nós podemos concluir que o PLS pode ser usado como uma alternativa ao [MEEBC] mesmo quando o interesse primário da pesquisa está relacionada à obtenção e interpretação dos coeficientes do modelo e o tamanho da amostra é relativamente grande.

Assim, a proposta desse trabalho é comparar os resultados obtidos utilizando-se os dois métodos de estimação (MEEBC e MEEPLS), com os dados e modelo anteriormente desenvolvidos por Souza et al. (2005). O objetivo é avaliar se a MEEPLS é capaz de substituir a MEEBC na estimação do modelo sem perda de informação. Também serão comparados os resultados obtidos usando-se a MEEPLS com as variáveis não-transformadas, fato que é possibilitado pela robustez desse método em relação à distribuição dos dados. Dessa maneira, este trabalho pretende contribuir discutindo e apresentando as diferenças entre os dois métodos e comparando seus resultados a partir de um mesmo conjunto de dados, de maneira a esclarecer as possibilidades e limitações de cada um deles, assunto ainda pouco coberto na literatura nacional. Também é objetivo deste trabalho descrever a utilização do PLS (mais especificamente, do SmartPLS *freeware* disponível em www.smartpls.de) para propor um modelo revisado do GI, em que esse fosse preditor da dimensão “impactos organizacionais da TI”. Assim, o trabalho também pretende contribuir, expandindo a discussão dos resultados e possibilidades do GI para a pesquisa acadêmica.

Nas próximas seções serão discutidos aspectos sobre o modelo do GI e sobre a diferença entre os métodos de estimação (MEEBC e MEEPLS). Em seguida são apresentados os resultados do modelo do GI original estimado com o AMOS, os novos resultados obtidos utilizando-se o PLS com as variáveis transformadas para a obtenção de normalidade e com as variáveis originais, e o modelo do GI como preditor dos impactos organizacionais da TI. Finalmente, os resultados dos diferentes métodos e modelos são comparados e discutidos.

1 Grau de Informatização de Empresas

Para a avaliação do uso da TI por parte das organizações, deve ser considerado o fato de que esse uso é um processo complexo, cujos resultados dependem de aspectos não diretamente ligados à tecnologia, mas sim à sua gestão, à cultura empresarial e ao alinhamento do uso da TI às estratégias e aos processos da organização (KOHLI; SHERER, 2002). A partir dessas considerações e com base no modelo de Soh e Markus (1995) de criação de valor por meio do uso de TI, Souza et al. (2005) desenvolveram um instrumento para a avaliação do GI de maneira a que esse considerasse não apenas a tecnologia, mas também a extensão e a qualidade de seu uso nos processos organizacionais, além de aspectos ligados ao planejamento e integração da tecnologia à cultura empresarial e a avaliação do impacto desses usos para a organização.

A partir de extensa revisão bibliográfica, os autores definiram indicadores para quatro dimensões iniciais propostas (ativos de TI, gestão de TI, uso organizacional e impactos organizacionais da TI) e elaboraram um questionário com um total de 316 questões. O convite para participação foi enviado a 17.211 empresas cadastradas na FIESP (Federação das Indústrias do Estado de São Paulo), com retorno de 830 empresas que preencheram o questionário de maneira considerada suficiente para a análise (apenas 231 empresas preencheram o questionário de maneira completa, muito possivelmente por conta da extensão e complexidade do questionário). Após uma etapa exploratória, em que foram eliminadas ou condensadas as diversas variáveis do questionário, foi elaborado um modelo com 66

indicadores que foi então validado e estimado com a amostra de 830 empresas, por meio de MEEBC utilizando-se o *software* AMOS 4.0.

A inovação do estudo foi incorporar em uma única medida (o GI) os diversos aspectos ligados à informatização, uma vez que na literatura consultada, a análise é de maneira geral realizada com base em uma única dimensão. O modelo obtido foi empregado para o cálculo do iDigital (indicador da empresa digital), uma pesquisa publicada pela FIESP, em suas edições de 2004 e 2005 (a pesquisa foi descontinuada em 2006) (IDIGITAL, 2005). Alguns estudos utilizaram-se parcialmente do questionário desenvolvido pelos autores, ou indicadores específicos deste (PIRES; KATO, 2007; LUNARDI, 2008, FONTANA; OLIVEIRA, 2007). Entretanto, a dificuldade para o uso e disseminação do construto GI completo pode estar associado à extensão do questionário usado e à complexidade do método de estimação.

2 Diferenças entre MEEBC e o MEEPLS

Neste ponto, é importante fazer uma distinção entre a modelagem de equações estruturais e os métodos de estimação. A modelagem, ou MEE, é em si a técnica que permite a combinação de um modelo de mensuração a um modelo estrutural avaliados simultaneamente. Há, entretanto, mais de um método para a estimação dos coeficientes de mensuração e estruturais dos modelos. A técnica mais tradicional e utilizada é a análise da matriz de covariâncias (MEEBC), inicialmente desenvolvida pelos criadores do *software* LISREL (por isso, a própria MEEBC tem sido chamada de “modelo LISREL”). Por esta técnica, inicialmente é gerada uma matriz de covariâncias previstas com base nos parâmetros impostos pelo modelo (por exemplo, cada seta unindo duas variáveis, implica que a covariância, ou correlação, entre essas duas variáveis deve ser diferente de zero; ao contrário, ao não incluir seta ligando duas variáveis, fica implícito que a covariância ou correlação entre elas deve ser zero). Por isso a importância da teoria nesse tipo de modelo. Segundo Kline (2005), a MEEBC é uma técnica “a priori”, isto é, uma série de definições deve ser estabelecida previamente pelo pesquisador, tais como que variáveis influenciam que outras variáveis e quais as direções de causalidade dessas relações. Essas especificações refletem as hipóteses do pesquisador e em seu conjunto compõem o modelo a ser avaliado, ou seja, o modelo de mensuração (*measurement model*) e o modelo estrutural (*structural model*).

Em seguida, por meio de um processo iterativo, os *softwares* que realizam esse tipo de análise estimam os valores para todos os parâmetros do modelo de forma a minimizar as diferenças entre a matriz de covariâncias prevista pelo modelo e a matriz de covariâncias observada (isso é, a matriz de covariâncias calculada a partir dos valores empiricamente obtidos para as variáveis observadas). Existe uma série de diferentes procedimentos para realizar esse processo iterativo, sendo a estimação por máxima verossimilhança (MLE - *maximum likelihood estimate*) a mais comum. A MEEBC fornece então medidas de ajuste geral do modelo (*goodness-of-fit measures*) que são obtidas a partir das diferenças existentes entre a matriz de covariâncias observada e a matriz que pode ser predita a partir do modelo proposto (por exemplo, o qui-quadrado). Por meio dessas medidas, é possível avaliar se o modelo tem ou não ajuste aos dados empíricos. Além das medidas de ajuste geral, são fornecidas as estimativas para todos os coeficientes do modelo de mensuração (cargas fatoriais) e para o modelo estrutural (coeficientes estruturais). Esse método de estimação tem, entretanto, algumas exigências que podem restringir sua aplicação. Em primeiro lugar, o tamanho da amostra. Segundo Hair Jr. et. al. (1998), a amostra deve conter um mínimo de 200 casos ou um mínimo de 5 casos por parâmetro estimado, o que for maior. Em segundo lugar, se a opção for pela estimação por máxima verossimilhança, há a exigência de que as variáveis observadas tenham normalidade multivariada (pode ser verificado pelo teste de Mardia, disponível no LISREL e AMOS). A não-normalidade infla o qui-quadrado (tendendo à rejeição do modelo) e a significância dos coeficientes estruturais (tendendo à aceitação de sua

significância) (KLINE, 2005). Outro aspecto é o fato de que para a utilização dos softwares para a MEEBC é necessário conhecimento da terminologia e da álgebra matricial empregada.

Apesar de ser contemporânea à MEEBC, só mais recentemente, a modelagem de equações estruturais baseada em *partial least squares* (MEEPLS) tem recebido maior destaque na literatura acadêmica. O Quadro 1 apresenta um resumo das principais diferenças entre os dois métodos (MEEPLS e MEEBC).

Quadro 1 – Diferenças entre a MEEPLS e MEEBC

CRITÉRIO	MEEPLS (<i>soft modeling</i>)	MEEBC (<i>hard modeling</i>)
Objetivo	Predição	Explicação: modelos causais, teste de teoria
Abordagem	Baseado na variância	Baseado na covariância
Precisão	Consistente conforme o tam. da amostra (<i>consistency</i>) e a qtde de indicadores aumentam (<i>consistency at large</i>).	Ótimo para amostras grandes.
Variáveis latentes (VL)	As VL são combinações lineares dos indicadores, os escores fatoriais são estimados explicitamente	Indeterminância fatorial: diversos modelos podem reproduzir a matriz de covariâncias.
Modelo de mensuração	Pode haver indicadores formativos ou reflexivos.	Apenas indicadores reflexivos. Para modelar VL com indicadores formativos usa-se a abordagem MIMIC (múltiplos indicadores e múltiplas causas). (a)
Requisitos quanto à teoria	Mais flexível, contexto mais exploratório.	Fortemente dependente da teoria.
Distribuição dos dados	Não há suposições, por isso, se diz que é <i>soft</i> .	Dependendo do método de estimação, as variáveis deveriam apresentar distribuição normal multivariada.
Tamanho da amostra	Análise do poder estatístico com a porção do modelo que possui o maior número de preditores ou 10 vezes o maior número de preditores (indicadores formativos ou setas estruturais chegando na VL, o que for maior). Sendo o mínimo recomendado de 30 a 100 casos.	Idealmente baseado na análise do poder estatístico, sendo o mínimo recomendado da ordem de 200 casos.
Identificação (estimação única dos parâmetros)	Para modelo recursivos é sempre identificado.	Depende do modelo e deve ter pelo menos de 3 a 4 indicadores por VL. Necessário impor restrições aos parâmetros. Três problemas: às vezes o modelo não converge, soluções impróprias e indeterminância fatorial.
Significância dos Parâmetros	Estimada por métodos não-paramétricos, por exemplo, <i>bootstrap</i> .	Geralmente, estimada por métodos paramétricos, mas <i>bootstrap</i> é uma opção.
Complexidade	Capaz de lidar com alta complexidade (100 construtos e 1000 indicadores)	Complexidade de média a moderada (menos de 100 indicadores).
Inclusão de restrições nos parâmetros do modelo (b)	Mesmo que não haja seta entre as VL, é suposto que elas tenham correlação entre si (não se usa setas bidirecionais na MEEPLS). Não é possível impor restrições aos parâmetros do modelo, por exemplo, forçando que a correlação entre duas VL seja igual a 1 no teste de validade discriminante.	Se não houver setas entre as VL (uni ou bidirecionais), é suposto que a correlação entre elas seja zero (restrição implícita). É possível impor restrições em qualquer parâmetro do modelo, por exemplo: parâmetro = valor fixo; parâmetro 1 = parâmetro 2; parâmetro 1 do grupo 1 = parâmetro 1 do grupo 2; ou maior do que; ou menor do que, e outras menos usadas como restrições de proporcionalidade e de não-linearidade (KLINE, 2005, p.102).

Fonte: Adaptado de Chin e Newsted (1999, p.314), Fornell e Bookstein (1982, p. 450) e Jöreskog e Wold (1982, p.266-269)

Nota: (a) Mackenzie, Podsakoff e Jarvis (2005) apresentam esse tipo de modelo.

(b) Incluído pelos autores. Essas características são próprias dos softwares disponíveis e não do método.

A MEEPLS também é conhecida como MEE baseada em componentes, uma vez que sua técnica de estimação é semelhante à da análise de componentes principais associada à regressão múltipla (HSU et al., 2006). Esse método é baseado no estudo de um sistema de relações lineares entre variáveis latentes que é resolvido por partes (combinações de construtos teóricos e medidas), uma de cada vez (por isso o *partial* - parcial), pelo uso de regressões interdependentes. O diagrama como um todo é repartido em blocos e uma estimativa inicial da variável latente é estabelecida de modo que os escores tenham variância unitária. A estimação pelo PLS também gera automaticamente os valores para os escores fatoriais das variáveis latentes (na verdade, isso é feito como parte implícita da estimação do modelo, diferentemente da estimação pela MEEBC que não exige esse cálculo para a estimação). Por outro lado, a MEEPLS carece de uma medida global de ajuste do modelo aos dados empíricos, como o disponível na MEEBC. Dessa maneira, embora seja possível determinar em que grau as variáveis dependentes no modelo são previstas pelas variáveis independentes (pelo R^2 calculado), não é possível avaliar se os dados obtidos corroboram ou não as suposições teóricas descritas pelo modelo. Apesar da MEEPLS não fornecer os índices de ajuste geral, para modelos em que todas as VL são reflexivas, Tenenhaus et al. (2005) propuseram um índice de adequação do modelo (GoF – *Goodness of Fit*), que basicamente é a média geométrica entre o R^2 médio (adequação do modelo estrutural) e a AVE média ponderada pela quantidade de indicadores (adequação do modelo de mensuração).

Uma vez discutidas as diferenças entre os métodos, nas próximas seções serão apresentados os resultados da estimação do GI sobre os dados originais de Souza *et al.* (2005) com base em cada um deles.

3 GI estimado por meio do MEEBC usando as variáveis transformadas

Para este trabalho, a análise do modelo para o GI empregando o AMOS 4.0 foi realizada da mesma forma que está detalhada em Souza (2004) e Souza *et al.* (2005), utilizando-se dos mesmos dados obtidos pelos autores. Porém, na presente pesquisa foram consideradas apenas as 231 empresas que haviam informado todos os dados solicitados no questionário (eliminação *listwise*), para que fosse possível tornar os resultados comparáveis à MEEPLS sem que houvesse influência dos métodos de imputação de dados faltantes (*missing values*) utilizados em cada um dos métodos. Chegou-se ao modelo apresentado na Figura 1.

Na figura 1, os valores estimados para os coeficientes (cargas padronizadas) estão apresentados sobre as setas que conectam as variáveis latentes entre si (dimensões e subdimensões, representadas por ovais). As siglas utilizadas em cada uma das variáveis latentes estão descritas a seguir no texto e mais adiante no apêndice A. Os valores dos coeficientes sobre as setas que conectam as variáveis latentes e as variáveis observadas (representadas por retângulos) foram omitidos para facilitar a visualização da figura. Os nomes das variáveis observadas foram mantidos apenas para ilustração e não serão discutidos neste texto (mais detalhes dos indicadores podem ser obtidos em Souza (2004)). A figura 1 também permite que se percebam alguns requisitos para a elaboração de modelos no AMOS, como a inclusão dos termos de erro no modelo (representados pelos círculos ligados a todas as variáveis endógenas no modelo, ou seja, a todas as variáveis que são preditas por outras). Todos os coeficientes mostraram-se significantes (Sig. < 0,01) segundo os resultados apresentados pelo AMOS.

O modelo final para o grau de informatização (GI como variável latente de 3ª ordem) mostrou-se composto pelas seguintes dimensões ou variáveis latentes de 2ª ordem: infra-estrutura de TI (INFRA - infra-estrutura de rede e hardware, conectividade interna, acesso e infra-estrutura do departamento de TI); uso organizacional da TI (USOORG - extensão do uso de sistemas informatizados nas diversas atividades de uma empresa industrial, dependência da empresa quanto a esse uso, grau de atendimento dos sistemas existentes em relação às necessidades da empresa e extensão de uso de outras aplicações de TI como EDI e comércio

eletrônico); portfólio de TI (PORTFL - qualidade técnica e grau de integração dos sistemas existentes na empresa); governança de TI (GOVRN - planejamento e controle da TI e participação dos executivos e usuários no processo de informatização); e impactos da TI (IMPACS - impactos percebidos na organização, tais como incremento de vendas, redução de custos, incremento de qualidade de produtos e serviços, redução do tempo de entrega e impactos sobre processos específicos em cada área de aplicação: vendas, suprimentos, produção e administração).

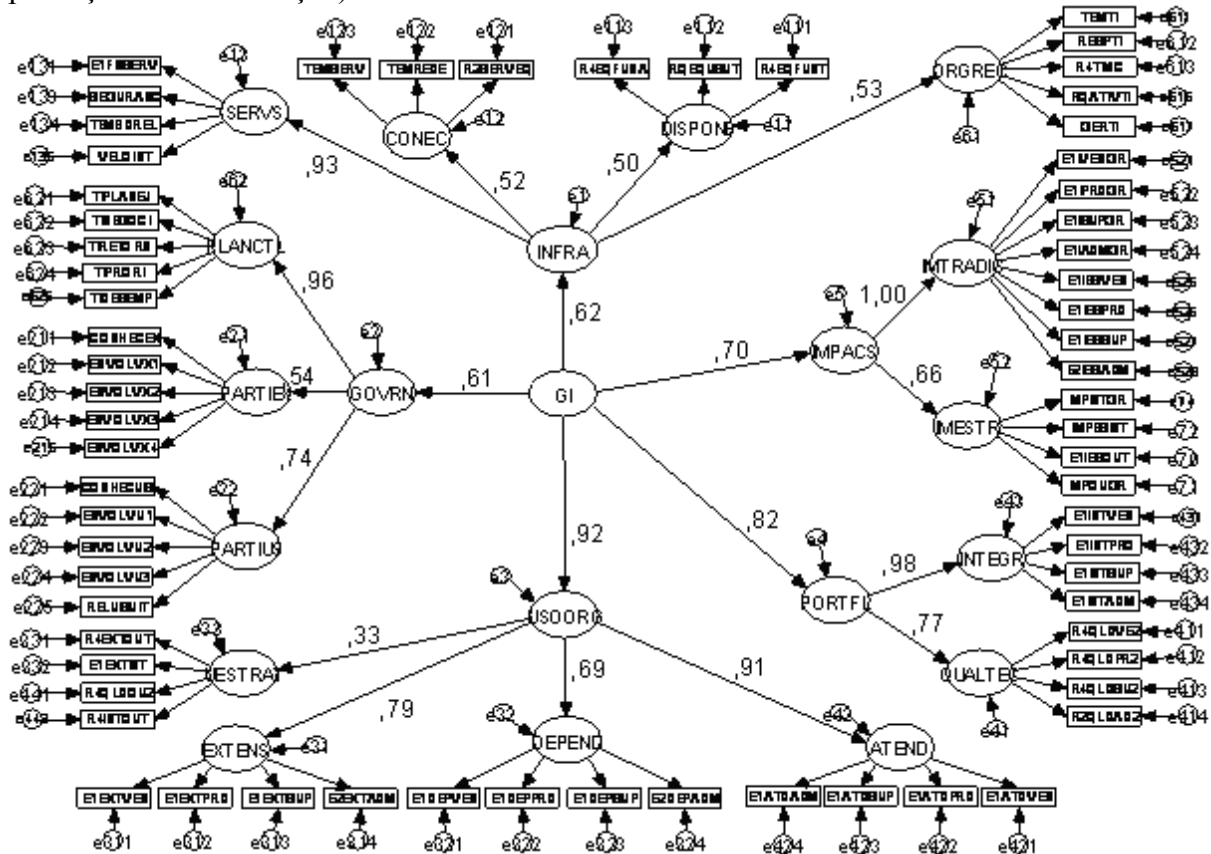


Figura 1 – Modelo do GI como VL de 3ª ordem estimado pelo AMOS

Nota: Figura apenas para ilustrar o modelo e como o resultado é apresentado pelo software AMOS 4.0, as cargas padronizadas são apresentadas no apêndice A. Utilizadas as variáveis transformadas, n = 231 empresas (*listwise*) e método MLE (*Maximum Likelihood Estimation*).

No apêndice A estão apresentados os valores da confiabilidade composta e da variância média extraída (*average variance extracted* - AVE) dos fatores de primeira, segunda e terceira ordem (subdimensões e dimensões) calculados conforme sugerem Hair Jr. et al. (1998, p.612). Essas medidas são utilizadas para a avaliação do modelo de mensuração no que se refere à sua confiabilidade e validade convergente. Os autores estabelecem como parâmetros os valores mínimos de 0,7 para a confiabilidade e 50% para a variância extraída. Para o fator de terceira ordem (GI) foram obtidas uma confiabilidade de 0,86 e uma variância explicada de 55% (note que tanto a AVE como a confiabilidade composta não são calculados diretamente pelo AMOS, sendo necessário o seu cálculo à parte em planilhas eletrônicas). Todos os fatores apresentaram confiabilidade aceitável; apenas um ficou muito próximo do limite e outros cinco apresentaram variância explicada abaixo de 50%. Dois deles tiveram variância explicada inferior a 40% (fator “serviços de infra-estrutura” e “planejamento e controle”). Isso pode indicar a necessidade de reavaliação das variáveis empregadas para esses fatores. Todas as cargas calculadas dos fatores também apresentaram significância estatística ao nível de 1%. Assim, de maneira geral, o modelo foi considerado estatisticamente

aceitável e utilizado como base para o cálculo dos escores dos fatores para o GI e suas dimensões (detalhado mais adiante). Para verificação do ajuste geral do modelo foram utilizados os índices TLI, NFI e CFI, que apresentaram valores adequados, maiores do que 0,9 (0,924, 0,936 e 0,940 respectivamente). O valor do qui-quadrado corrigido pelo tamanho do modelo (χ^2/df) apresentou valor 4,48, dentro do limite “mais liberal” ($\leq 5,0$) sugerido em Hair Jr. *et al.* (1998, p.658). Mais detalhes sobre os índices de ajuste globais da MEECB podem ser obtidos em Hair Jr. *et al.* (1998), e detalhes sobre o processo e resultados aplicados na avaliação do modelo do GI podem ser obtidos em Souza (2004).

4 GI estimado por meio do MEEPLS usando as variáveis transformadas

Para a estimação do modelo do GI por meio do MEEPLS foi usado o *software SmartPLS 2.0.M3* (RINGLE; WENDE; WILL, 2005). Para importar os dados para o PLS, estes devem ser gravados em um arquivo texto com separação dos valores por tabulações ou por vírgulas (o arquivo deve ser gravado com a extensão .txt). Os principais cuidados a serem tomados na preparação dos arquivos de dados são: não deixar espaços nos nomes das variáveis; se houver valor faltante (*missing value*) colocar algum valor, por exemplo, - 9999, para que durante a importação dos dados seja possível reconhecê-los (outra sugestão é trabalhar somente com dados completos, como no caso deste trabalho); e, finalmente, nenhuma variável pode ter conteúdo não-numérico (*string*). A modelagem no *software SmartPLS* é feita “arrastando” os elementos (círculos, retângulos e setas) para a área de trabalho, e para as VL de 2ª ou 3ª ordem deve-se seguir as recomendações de Wold (1982, p. 41), ou seja, os indicadores das VL de 1ª ordem são reutilizados como indicadores reflexivos das VL de ordem superior. O algoritmo de estimação foi então executado e os resultados (coeficientes, confiabilidade composta e AVE) estão apresentados na tabela do Apêndice A. (a figura com o modelo no *SmartPLS* não está incluída por motivo de espaço, mas tem exatamente a mesma configuração da Figura 1).

Os coeficientes do modelo mostraram-se altamente significantes (Sig < 0,001). A significância foi estimada através de *bootstrap* com N = 231 e 500 repetições (observando que os desvios padrões foram idênticos, até a 4ª casa decimal, àqueles obtidos com 200 repetições, indicando que houve convergência mesmo com 200 repetições).

Na tabela no apêndice A, pode-se observar que todos os construtos estão com AVE acima de 50%, com exceção da “PLANCTL” (0,48). Apesar disso, seu valor está bem próximo desse valor mínimo recomendado por Chin (1998, p. 321) e todas as cargas fatoriais foram significantes (Sig. < 0,001). Logo, assume-se que há validade convergente. Para os fatores de primeira ordem, os valores apresentados na tabela foram obtidos diretamente do *SmartPLS*. Para os fatores de segunda ordem, a validade e a confiabilidade foram calculadas com o auxílio de planilha a partir dos coeficientes que as conectam aos seus fatores de primeira ordem, uma vez que esses valores não são calculados pelo *software* para as variáveis latentes de segunda ordem (calculados conforme sugerem Hair Jr. *et al.*, 1998, p.612).

Quanto à confiabilidade dos construtos, apesar do alfa de Cronbach estar acima de 0,7 para todos os construtos, com exceção da “SERVS” (0,68), há críticas ao uso do alfa de Cronbach quando se testa construtos dentro de um modelo estrutural (BROWN, 2006, p.337-345; CHIN, 1998, p. 320). Por isso, recomenda-se o uso da confiabilidade composta do construto, que também deve ser igual ou superior ao valor de 0,7, no apêndice A se observa que esse valor é superado por todos os construtos, tanto os de primeira, quanto os de ordem superior.

A validade discriminante foi verificada pelo critério sugerido por Fornell e Larcker (1981) e Chin (1998, p. 321), comparando a correlação entre as VLs com a AVE de cada uma delas. Supõe-se que no caso de validade discriminante, os próprios indicadores da VL tenham maior poder de explicação para aquela VL do que qualquer outra VL no modelo. Assim,

espera-se que a correlação entre uma VL e as demais seja sempre menor do que sua AVE, que representa a relação entre uma VL e seus indicadores (na verdade, a raiz quadrada da AVE, para tornar a grandeza comparável às correlações). Na tabela 1 é possível observar que as correlações entre as variáveis latentes são menores que a raiz quadrada da AVE para todas as VL de 1ª ordem, logo, há validade discriminante.

Tabela 1 – Correlação de Pearson entre as variáveis latentes

Variável Latente de 1ª ordem	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1 - ATEND	,85														
2 - CONEC	,23	,79													
3 - DEPEND	,58	,10	,87												
4 - DISPONIB	,17	,23	,19	,83											
5 - EXTENS	,49	,27	,44	,24	,75										
6 - IMESTR	,35	,03	,18	,05	,22	,87									
7 - IMTRADIC	,61	,07	,41	,04	,36	,64	,84								
8 - INTEGR	,69	,32	,48	,21	,57	,31	,57	,85							
9 - ORGREC	,28	,31	,25	,18	,33	,08	,16	,28	,85						
10 - PARTIEX	,21	,01	,09	-,03	,00	,26	,26	,09	-,17	,80					
11 - PARTIUS	,39	,18	,14	-,09	,18	,33	,45	,33	-,01	,47	,75				
12 - PLANCTL	,45	,23	,35	,06	,28	,32	,40	,41	,06	,46	,56	,69			
13 - QUALTEC	,47	,27	,44	,30	,69	,16	,27	,59	,30	,02	,13	,29	,89		
14 - SERVS	,34	,32	,34	,39	,50	,14	,21	,47	,46	-,08	,13	,21	,54	,71	
15 - UESTRA	,23	,11	,17	,21	,47	,45	,23	,25	,11	,17	,14	,21	,36	,34	,84

Nota: Esta tabela apresenta a correlação entre as variáveis latentes do modelo estimado pelo MEEPLS, que foram geradas pelo SmartPLS. Para avaliação da validade discriminante, os resultados obtidos para a raiz quadrada da AVE foram colocados na diagonal da matriz (coeficientes em negrito).

Para as VL de 2ª ordem (valores não apresentados por limitação de espaço), observa-se que USOORG apresentou um valor para a raiz quadrada da AVE (0,74) inferior à sua correlação com a VL PORTFL (0,75). Se USOORG fosse uma VL de 1ª ordem, uma solução para este problema seria retirar indicadores com cargas baixas para aumentar o valor da AVE e garantir também a validade discriminante, porém, essa solução é inviável neste caso porque eliminaríamos uma VL de 1ª ordem. Para melhorar o entendimento sobre o que estava ocorrendo, foi decidido também avaliar a validade discriminante por meio das cargas cruzadas (*cross loadings* – não apresentada aqui por limitação de espaço), ou seja, verificando se a carga fatorial de cada indicador era maior em sua variável latente do que em outras VL (CHIN, 1998, p. 321). Foi observado que os indicadores do USOORG tinham uma correlação média de 0,61 com sua VL e de 0,45 com a VL PORTFL. Por esse critério poderia se aceitar que havia validade discriminante, mas a diferença encontrada não foi suficiente para garantir a validade discriminante pelo critério de Fornell e Larcker (1981). As análises seguintes são apresentadas considerando-se USOORG e PORTFL como VL separadas, na seção 7.3 é aprofundada a discussão sobre a validade discriminante.

Com relação à comparação deste modelo com o modelo original, estimado em MEEBC, é possível observar no Apêndice A a semelhança existente entre os diversos parâmetros estimados (apenas quatro coeficientes apresentaram diferenças significantes, e, em todos esses casos houve melhoria na correlação obtida, pelo uso do MEEPLS). Para o índice de adequação do modelo de Tenenhaus et al. (2005) houve um aumento de 5,6% o que já era esperado, porque é a mesma situação quando se compara a variância extraída na análise fatorial exploratória pelos métodos de fator comum ou componentes principais.

5 GI estimado por meio do MEEPLS usando as variáveis não-transformadas

Como discutido anteriormente, as análises apresentadas nas seções 3 (MEEBC com AMOS) e 4 (MEEPLS com SmartPLS) foram realizadas utilizando os dados transformados para a obtenção da distribuição normal univariada quando possível, que é uma condição necessária, mas não suficiente para a obtenção da distribuição normal multivariada, que é um requisito da MEEBC. As transformações podem ser realizadas de maneira tentativa utilizando-se a “família de transformações baseadas em potências”, de acordo com as sugestões de Johnson e Wichern (2002, p. 195). Esse conjunto de transformações é indexado pelo parâmetro λ , e as variáveis são transformadas elevando-se o valor em cada caso à potência representada por esse parâmetro (ou seja, x^λ). No caso de variáveis com coeficientes de assimetria negativos, os valores estão concentrados na parte final da distribuição e são empregadas potências positivas para “puxar” os valores mais altos para o final da distribuição, tornando-a mais simétrica. No caso de coeficientes de assimetria positivos, os valores estão concentrados na parte inicial da distribuição, e assim são empregadas potências menores do que 1 ou negativas para “empurrar” os valores menores para o centro da distribuição. As transformações realizadas em cada uma das variáveis observadas estão descritas em Souza (2004). Essa foi uma das limitações da pesquisa realizada, apontada pelos autores, uma vez que mesmo com as transformações empregadas em cada uma das 66 variáveis, não foi possível obter a distribuição normal multivariada. Isso leva à necessidade de cautela na avaliação dos resultados, apesar de o tamanho da amostra (830 casos) poder contribuir para minimizar os problemas.

Uma vez que o MEEPLS é robusto à distribuição dos dados, a proposta deste trabalho foi também estimar o GI utilizando os dados originais obtidos pelos autores, antes das transformações empregadas. Novo modelo foi então elaborado a partir dos dados não transformados e suas diversas medidas de validade e confiabilidade (como descritas na seção anterior) mostraram-se adequadas. Os valores estão apresentados na tabela do Apêndice A, no terceiro conjunto de colunas (relativas à seção 5). Como pode ser observado na tabela, os valores são bastante semelhantes aos obtidos nas seções 3 e 4. A comparação entre os três modelos será apresentada na próxima seção.

6 Comparação dos escores fatoriais para o GI obtidos no AMOS e no SmartPLS

Como exposto, tanto o MEEPLS como o MEEBC permitem o cálculo dos escores fatoriais para as variáveis latentes (no MEEPLS isso é feito diretamente no processo de estimação, e, no MEEBC é feito por estimativa com base nos coeficientes fatoriais obtidos). Isso significa que para cada empresa puderam ser atribuídos valores ao seu grau de informatização e para cada uma de suas dimensões. Esses valores foram utilizados por Souza *et al.* (2005) para realizar a validação externa do GI calculado com a MEEBC, testando-se hipóteses sobre o comportamento previsto para essa medida (por exemplo, quanto maior o porte da empresa maior o seu GI, entre outros). Na realidade, o AMOS não gera diretamente os valores dos escores fatoriais para cada caso, mas sim os pesos para o cálculo dos fatores a partir dos valores das variáveis observadas (*factor score weights*). A partir dos pesos e dos valores das variáveis, utilizando-se uma planilha eletrônica é possível obter os valores para os escores fatoriais de cada um dos construtos do modelo. Para comparar então os resultados obtidos na seção 3 (MEEBC com dados transformados) com os da seção 4 (MEEPLS com dados transformados) e com os da seção 5 (MEEPLS com dados não transformados), foram calculados os escores fatoriais para os três modelos e calculada as correlações entre os três conjuntos, apresentadas na Tabela 2.

O primeiro objetivo deste trabalho era comparar se os escores do GI seriam equivalentes em ambos os métodos de estimação, e testar o uso dos dados não transformados no MEEPLS. Todas as correlações apresentadas são altamente significantes (Sig. < 0,001) e

todas com valor bastante elevado ($> 0,97$), fatos que sugerem essa equivalência. A Figura 2 complementa visualmente essa informação, apresentando as correlações entre os escores calculados pelo MEEBC e os escores calculados pelo MEEPLS (com as variáveis transformadas e as não transformadas).

Tabela 2 – Correlação de Pearson entre os escores fatoriais para o GI calculados nas seções 3, 4 e 5

Variável Latente de 1ª ordem	1	2	3
1 GI – MEECB (seção 3)	1		
2 GI – MEEPLS transformadas (seção 4)	0,978	1	
3 GI – MEEPLS não transformadas (seção 5)	0,975	0,998	1

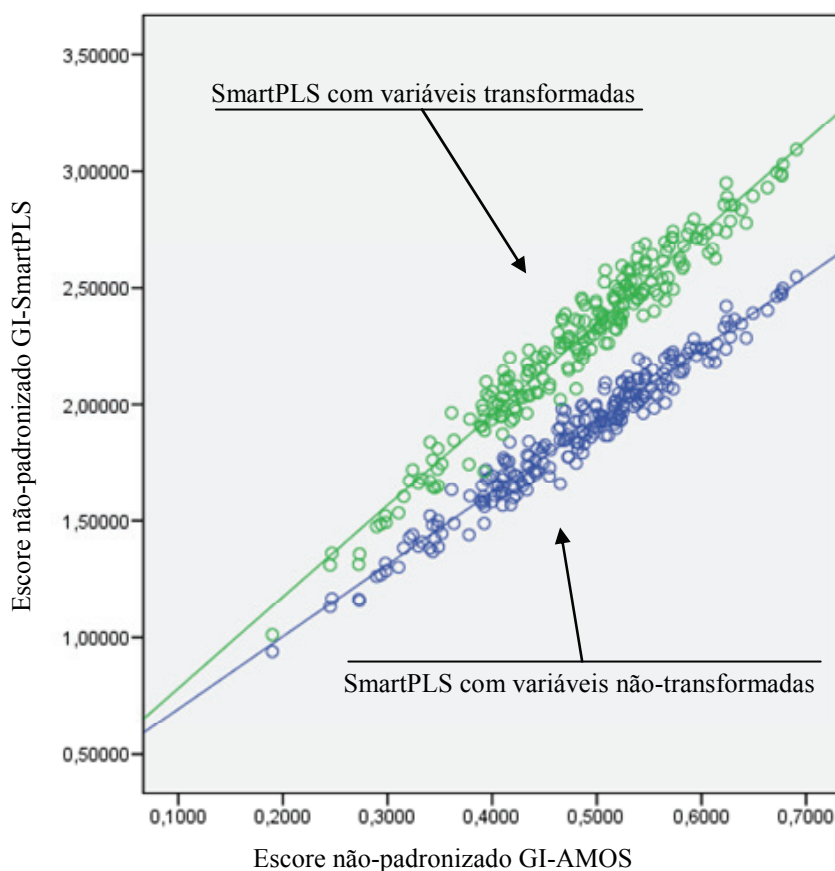


Figura 2: Diagrama de dispersão dos escores não-padronizados do GI calculados pelo AMOS e SmartPLS

Para as demais VL (2ª e 1ª ordem) foram feitas as mesmas comparações entre os três modelos, e as correlações obtidas foram todas igualmente significantes. Na próxima seção é discutido o segundo objetivo deste trabalho, a proposta de revisar o modelo do GI para que este seja preditor da dimensão “impactos organizacionais da TI”.

7 GI como preditora do uso organizacional e dos impactos do uso da TI na organização

Como exposto e apresentado na Figura 1, no modelo originalmente proposto, o GI foi mensurado como uma VL de 3ª ordem, que por sua vez foi mensurada por cinco VL de 2ª ordem com 15 VL de 1ª ordem e 66 indicadores. O objetivo das próximas seções é apresentar e discutir a tentativa de simplificar a mensuração do GI, na qual as VL USOORG e IMPACS foram retiradas do modelo de mensuração do GI e utilizadas no modelo estrutural. Assim, em princípio, para se medir o GI de uma organização seria apenas necessário obter os valores

para os indicadores das VL Infra-estrutura, portfólio de aplicações e governança de TI (esse conjunto de fatores está alinhado com a definição de Ross, Beath e Goodhue (1996) para ativos de TI). Isso reduz de 66 para 38 o número de indicadores para o GI.

A partir da idéia de simplificação da mensuração do GI, a modificação proposta foi feita com base em duas considerações. Em primeiro lugar, no interesse em estudar a dimensão IMPACS, originalmente incluída como indicadora do GI, não como um componente, mas como um resultado deste. O estudo dessa relação de causa e efeito faz sentido de acordo com a teoria utilizada para o desenvolvimento do GI (o processo e criação de valor para os negócios, de Soh e Markus, 1995), em que os impactos são decorrência da pré-existência de ativos de TI que se corretamente utilizados geram esses impactos. Em segundo lugar, por conta da mesma relação de causa e efeito, torna-se interessante então estudar o uso organizacional (entendido como o uso correto dos ativos) como mediador entre esses ativos de TI (que são o GI propriamente dito, nesse modelo simplificado) e os impactos organizacionais da TI. As etapas da análise são descritas nos subitens a seguir.

7.1 Grau de informatização, Uso organizacional da TI e Impactos da TI

A primeira etapa da análise foi remodelar a VL GI, retirando os indicadores do USOORG e IMPACS de sua mensuração. Em seguida, para o entendimento da relação entre essas VL, foram estimados cinco modelos no SmartPLS, cujos coeficientes de regressão padronizados são apresentados na tabela 3. No primeiro modelo, foi verificada a relação direta entre GI e IMPACS, que apresentou um coeficiente de regressão padronizado de 0,499. No segundo modelo, verificou-se a relação entre a VL USOORG e IMPACS, que também mostrou-se significativa, com valor padronizado de 0,566. Isso mostra que, de maneira isolada, tanto o GI como USOORG tem poder de explicação sobre IMPACS.

Tabela 3: Coeficientes de regressão padronizados – variáveis transformadas

Modelo	GI → IMPACS	GI → USOORG	USOORG → IMPACS	R ²
1°	0,499	24,9%
2°	0,566	30,9%
3°	0,185 (Sig. < 0,10)	..	0,417	32,4%
4°	..	0,762	0,557	31,0%
5°	0,171 (Sig. < 0,10)	0,762	0,427	32,3%

Nota: Todos os coeficientes foram altamente significantes (Sig. < 0,001), com exceção de onde foi indicado. A significância foi estimada por *bootstrap* com N = 231 casos e 500 repetições no SmartPLS 2.0 M3.

Porém, quando o modelo incluiu tanto a VL USOORG como o GI diretamente como preditores da IMPACS (modelo 3), o coeficiente de regressão padronizado entre GI e IMPACS tornou não-significante ao nível de 5%. Nos modelos 4 e 5 foram testadas as situações em que GI atuaria como preditor de USOORG e este de IMPACS. Nos dois modelos a relação entre GI e USOORG e entre USOORG e IMPACS mostraram-se significantes, e, no modelo 5, a relação direta entre GI e IMPACS foi novamente incluída e mais uma vez mostrou-se não-significante (o modelo 5 é apresentado também em forma gráfica na figura 3, que foi gerada pelo SmartPLS. As variáveis observadas foram suprimidas). Segundo Baron e Kenny (1986, p. 1176) e Hoyle e Kenny (1999, p.199), o resultado do modelo 5 é uma das formas de se mostrar que há um efeito mediador, ou seja, USOORG media totalmente o efeito do GI na VL IMPACS. Isso está de acordo com o modelo de Soh e Markus (1995), empregado originalmente na construção do GI, para quem os impactos na organização pelo uso da TI (IMPACS) derivam de ativos de TI (GI), desde que sejam efetivamente utilizados (USOORG).

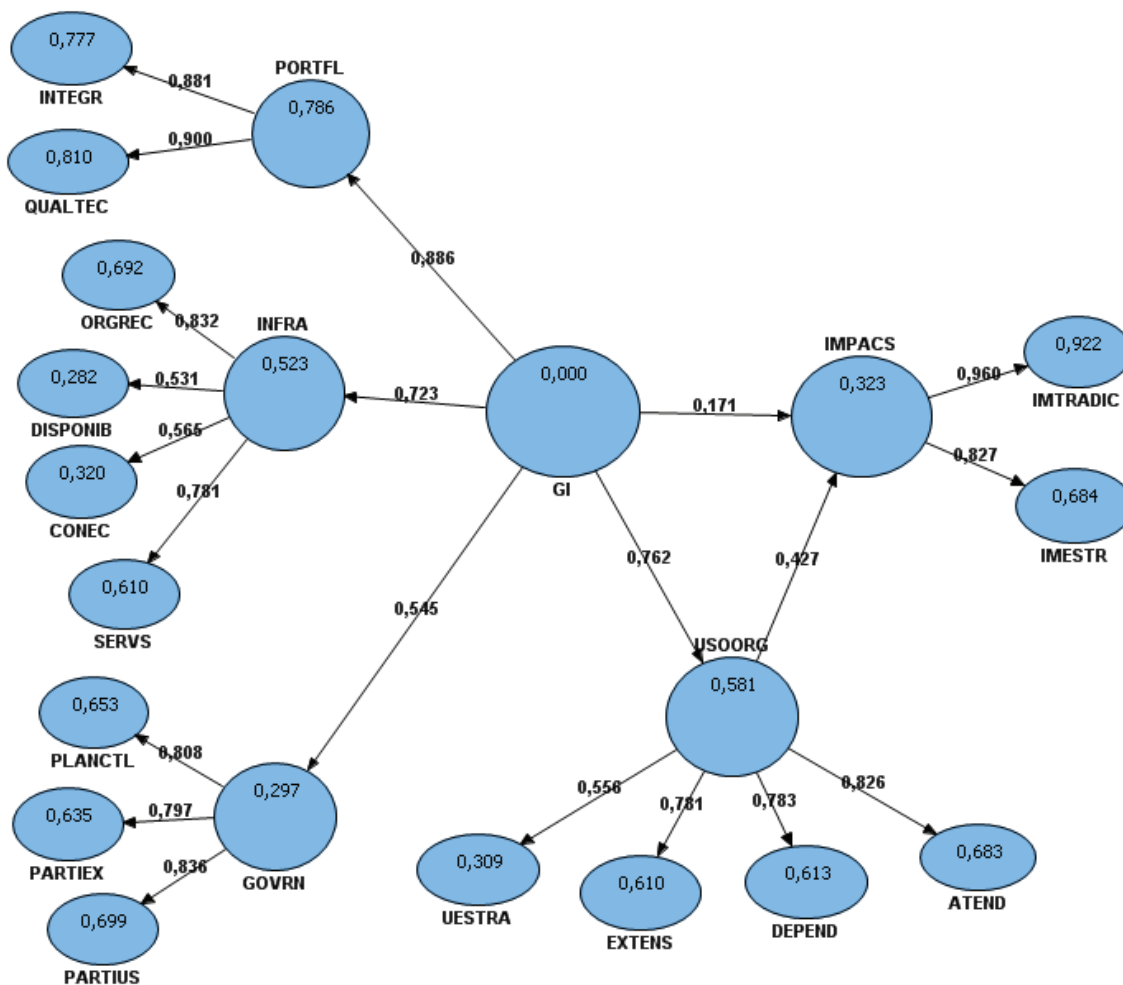


Figura 3 - Modelo número 5 do GI como VL de 3ª ordem preditor

Nota: Figura apenas para ilustrar como o resultado é apresentado pelo software SmartPLS 2.0.M3 (RINGLE, WENDE, WILL, 2005) e facilitar a visualização do modelo: os coeficientes são reapresentados de forma mais legível no apêndice A. Todos os coeficientes estão na forma padronizada e são altamente significantes (Sig < 0,001), com exceção do coeficiente entre GI e IMPACS, que apresentou um valor-p de 0,07 (Sig. < 0,10). A significância foi estimada por meio de *bootstrap* com N = 231 e 500 repetições.

Para avaliar o efeito de se usar variáveis transformadas ou não nessa estimação, que era um dos objetivos da pesquisa, as análises anteriores foram repetidas com as variáveis não-transformadas e os resultados apresentados na tabela 4 sugerem que, pelo menos, para o presente modelo, não há diferenças assinaláveis.

Tabela 4: Coeficientes de regressão padronizados – variáveis não-transformadas

Modelo	GI → IMPACS	GI → USOORG	USOORG → IMPACS	R ²
1º	0,500	25,0%
5º	0,141 (Sig. > 0,10)	0,774	0,460	33,2%

Nota: Todos os coeficientes foram altamente significantes (Sig. < 0,001), com exceção de onde foi indicado. A significância foi estimada por *bootstrap* com N = 231 casos e 500 repetições no SmartPLS 2.0 M3.

7.2 GI como VL de 3ª ordem versus GI como preditora

Como foi explicado anteriormente, o GI no modelo original foi mensurado por 66 indicadores, enquanto o GI explicado na seção 7.1 foi mensurado por 38 indicadores, do ponto de vista estatístico, a consequência dessa alteração não parece ser grande, pois a

correlação entre ambos os escores fatoriais foi de 0,888 (Sig. < 0,001), porém, do ponto de vista da definição constitutiva, é necessário destacar algumas diferenças: no modelo original (66 variáveis) o GI também incluía o uso da TI (USOORG), bem como seus impactos na organização (IMPACS), enquanto no modelo final (com 38 variáveis), tanto o uso quanto o impacto da TI foram separados da definição do GI. Assim, o GI pode ser redefinido como o grau em que pré-existem as condições que permitiriam a obtenção dos resultados organizacionais pelo uso da TI. Essa medida pode ser obtida através de 38 indicadores da pesquisa original. O uso organizacional (USOORG) pode ser definido como a condição necessária para que essas condições pré-existentes convertam-se em impactos na organização (é preciso considerar também que os resultados – o R^2 é da ordem de 32% - apontam para a existência de outros fatores não incluídos no modelo que poderiam explicar os impactos).

7.3 Comentários sobre a validade e confiabilidade dos modelos testados em 7.1

Os modelos testados nas duas seções anteriores se mostraram igualmente válidos do ponto de vista psicométrico (a validade convergente e confiabilidade são apresentadas no apêndice A), com uma única ressalva quanto à validade discriminante entre o USOORG e o GI. Na figura 5 pode ser observado que a correlação entre GI e USOORG (0,76) é superior às correlações entre GI e dois de seus indicadores, as VL INFRA e GOVERN e também é minimamente superior à raiz quadrada da AVE do USOORG (0,74). Novamente, pelo critério de Fornell e Larcker (1981) a validade discriminante estaria comprometida, porém, ao se avaliar as cargas cruzadas se observou que os indicadores estavam com cargas ligeiramente superiores (0,11 a 0,28, com média de 0,18) em suas VL.

Dados esses resultados limítrofes, foi decidido usar um terceiro método para avaliar a validade discriminante, o que foi feito por meio do intervalo de confiança da correlação entre ambas as VL. Esse procedimento pode ser justificado da seguinte forma, na MEEBC é possível impor a restrição de que a correlação entre duas VL seja igual a 1 e se o aumento do χ^2 for significativo (Sig. < 0,05 quando aumento do χ^2 > 3,84), conclui-se que há validade discriminante (KLINE, 2005, p. 183). Na MEEPLS não é possível impor restrições nos parâmetros do modelo, por isso, foi estimado o intervalo de confiança para a correlação entre GI e USOORG, que ficou entre 0,69 e 0,83 (99%), como o valor 1 não está dentro desse intervalo, conclui-se que há validade discriminante (ANDERSON; GERBING, 1988, p.416).

Além da discussão do ponto de vista estatístico sobre a validade discriminante entre o USOORG e GI, é importante lembrar que as re-especificações de modelos devem ser guiadas tanto quanto possível por considerações substantivas e não apenas empíricas (KLINE, 2005, p. 185). Assim, o tratamento dessas VL como distintas, corrobora a redefinição do GI, pois, agora o GI tem mais a ver com as condições antecedentes do uso da TI, ou seja, governança de TI, atributos das aplicações e infra-estrutura de TI, enquanto USOORG diz respeito, propriamente, ao uso organizacional da TI, o que é posterior ao GI.

Além dessas considerações estatísticas, nas seções 7.1 e 7.2 foi possível observar que manter USOORG e GI como dois construtos separados, mas altamente correlacionados, permitiu testar o efeito mediador do USOORG na relação entre GI e IMPACS.

8 Conclusões

Em relação ao primeiro objetivo proposto inicialmente, foi possível verificar grande similaridade entre os resultados obtidos por meio da MEEBC e da MEEPLS para o modelo do GI de Souza *et al.* (2005). Esse resultado é expressivo e aponta para as possibilidades de uso da MEEPLS nas pesquisas em sistemas de informação e no campo da administração de maneira geral. O resultado obtido sem a realização das transformações necessárias para a obtenção da simetria também é expressivo (correlação de 0,975 com o GI original), pois essa necessidade traz, normalmente, complexidade ao processo de elaboração do modelo, além de

muitas vezes dificultar a interpretação do significado prático das variáveis transformadas. Assim, em relação ao primeiro objetivo, pôde ser verificado que o SmartPLS foi capaz de substituir o AMOS praticamente sem perda de informação para o modelo proposto.

Em relação ao segundo objetivo proposto, foi possível também a simplificação da medida do GI e a análise de seu papel como preditor dos impactos trazidos pela TI na organização, mediada pelo efetivo uso organizacional dos ativos de TI.

Dois pontos que limitam os resultados desse trabalho devem ser ressaltados. Em primeiro lugar, na análise original de Souza *et al.* (2005), havia uma parte considerável dos casos com um ou mais valores não informados (valores faltantes). Para a estimação do modelo foi utilizado o método FIML (*Full Information Maximum Likelihood*) disponível no software AMOS. Essa é uma das desvantagens do SmartPLS, que não dispõe de um método incorporado ao processo de estimação para a consideração dos valores faltantes. Assim, na estimação do modelo utilizando-se o PLS, foram considerados apenas os 231 casos que preencheram completamente o questionário. Em segundo lugar, o modelo do GI foi desenvolvido pelos autores a partir de um modelo teórico inicial que foi aperfeiçoado justamente com o recurso dos índices de modificação disponíveis na MEEBC. Tais índices sugerem possíveis modificações no modelo, tais como a mudança de um indicador de seu construto para outro, e são baseados nos índices globais de avaliação de modelos e não são disponíveis no PLS. Essa possibilidade de “ajustar” a teoria a partir dos dados (segundo uma série de cuidados, como descritos em Hair Jr. *et al.* (1998) só é possível por meio do uso MEEBC, o que abre espaço para futura pesquisa sobre passos para a utilização do MEEPLS para o desenvolvimento de modelos. A confirmação do modelo apresentado em nova amostra de validação está em fase de implementação.

Referências

- ANDERSON, J. C.; GERBING, D. W. Structural Equation Modeling in Practice: a review and recommended two-step approach. **Psychological Bulletin**, v.103, n.3, p. 411-423, 1988.
- BARON, R. M.; KENNY, D. A. The moderator-mediator variable distinction in social psychology research: conceptual, strategic, and statistical considerations. **Journal of Personality and Social Psychology**, v.51, n.6, p.1173-1182, 1986.
- BROWN, T. A. **Confirmatory Factor Analysis for Applied Research**. USA: The Guilford Press, 2006.
- CHIN, W. W. The Partial Least Squares approach to structural equation modeling. In: MARCOULIDES, G. A. (Ed.) **Modern Methods for business research**. USA: Lawrence Erlbaum Associates, Inc., 1998, p. 295-336.
- CHIN, W. W. ; NEWSTED, P. R. Structural Equation Modeling Analysis with Small Sample Using Partial Least Squares. In HOYLE, R. H. (Org.) **Statistical Strategies for Small Sample Research**. California: Sage Publications, Inc., 1999, p. 307-341.
- FONTANA, G.; OLIVEIRA, O. J. Uso de Tecnologia de Informação no Planejamento e Controle da Produção: Um estudo nas MPES da região de Bauru. X Semead, 2007
- FORNELL, C. et al. The American Customer Satisfaction Index: Nature, purpose, and findings. **Journal of Marketing**, v.60, n.4, p.7-18, out. 1996.
- FORNELL, C.; BOOKSTEIN, F. L. Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory. **Journal of Marketing Research**, v.19, n.4, p.440-452, nov./1982.
- FORNELL, C.; LARCKER, D. F. Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. **Journal of Marketing Research**, v.18, p.39-50, fev. 1981.
- HAIR Jr., J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Multivariate Data Analysis**. 5ª Ed., Upper Saddle River: Prentice Hall, 1998.

- HOYLE, R. H.; KENNY, D. A. Sample Size, Reliability, and Tests of Statistical Mediation. In HOYLE, R. H. (Org.) **Statistical Strategies for Small Sample Research**. California: Sage Publications, Inc., 1999, p.195-222.
- HSU, S.; CHEN, W.; HSIEH, M. Robustness Testing of PLS, LISREL, EQS and ANN-based SEM for Measuring Customer Satisfaction. **Total Quality Management**, v.17, n.3, p.355-371, abril/2006.
- HUI, B. S. **The Partial Least Squares Approach to Path Models of Indirectly Observed Variables With Multiple Indicators**. Tese de Doutorado. USA: Universidade de Pennsylvania, 1978.
- IDIGITAL **Perfil da Empresa Digital**. Disponível em <<http://idigital.fea.usp.br>>, publicado em novembro de 2005.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 5th Ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2002.
- JÖRESKOG, K. G.; WOLD, H. The ML and PLS Techniques for Modeling with Latent Variables.: historical and comparative aspects. In JÖRESKOG, K. G.; WOLD, H. (Ed.) **Systems Under Indirect Observation: causality, structure, prediction**. Part I. Netherlands: North-Holland Publishing Company, 1982, p.263-270.
- KLINE, R. B. **Principles and Practice of Structural Equation Modeling**. 2nd Ed. New York: Guilford, 2005.
- KOHLI, R.; SHERER, S. A. Measuring Payoff of Information Technology Investments: Research Issues and Guidelines. **Communications of the Association for Information Systems**. v. 9, p. 241-268, 2002.
- LUNARDI, G. L. **Um Estudo Empírico e Analítico do Impacto da Governança de TI no Desempenho Organizacional**. Curso de Doutorado em Administração, 2008.
- MACKENZIE, S. B.; PODSAKOFF, P. M.; JARVIS, C. B. The Problem of Measurement Model Misspecification in Behavioral and Organizational Research and Some Recommended Solutions. **Journal of Applied Psychology**, v. 90, n. 4, p.710-730, 2005.
- PIRES, N. C. M.; KATO, H. T. A Influência da Estratégia na Informatização e no Desempenho das Concessionárias de Automóveis Brasileiras. In ENANPAD, 2007
- RINGLE, C. M.; WENDE, S.; WILL, A. **SmartPLS 2.0 M3 (beta)**. Germany: University of Hamburg, 2005. Disponível em: <<http://www.smartpls.de>>. Acesso em: 25/04/2008.
- ROSS, J. W.; BEATH, C. M.; GOODHUE, D. L. Develop Long-Term Competitiveness through IT Assets. **Sloan Management Review**, v.38, n.1, p. 31-42, outono, 1996.
- SOH, C.; MARKUS, M. L. How IT creates business value: a process theory synthesis. In **Proceedings of the 16th International Conference on Information Systems**. Amsterdam, 1995.
- SOUZA, C. A. **Avaliação do Grau de Informatização de Empresas Industriais de Pequeno e Médio Porte**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo, 2004.
- SOUZA, C. A.; ZWICKER, R.; VIDAL, A. G.; SIQUEIRA, J. O. Avaliação do Grau de Informatização de Empresas: Um estudo em indústrias brasileiras. In: ENANPAD 2005.
- TENENHAUS, M.; VINZI, V. E.; CHATELIN, Y.; LAURO, C. PLS Path Modeling. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 48, p. 159-205, 2005.
- VILARES, M. J.; ALMEIDA, M. H.; COELHO, P. S. **Comparison of Likelihood and PLS Estimators for Structural Equation Modeling. A Simulation with Customer Satisfaction Data**. PLS'05 4th International Symposium on PLS and Related Methods. Barcelona, 7 a 9 set./2005. Disponível em: <http://www.isegi.unl.pt/investigacao/cegi/NE/download%5CML_and_PLS.pdf>. Acesso em 22/04/2008.
- WOLD, H. Soft Modeling: the basic design and some extensions. In JÖRESKOG, K. G.; WOLD, H. (Ed.). **Systems under indirect observation: causality, structure and prediction**. Part II. Netherlands: North-Holland Publishing company, 1982.

Apêndice A – Validade convergente e confiabilidade dos modelos estimados

Fator (dimensão ou subdimensão) Ou Variáveis latentes de 1ª, 2ª e 3ª ordem	Seção 3 – AMOS variáveis transf.			Seção 4 – SmartPLS variáveis transf.			Seção 5 – SmartPLS variáveis não-transf.			Seção 7 SmartPLS (mod. 5) var transf.			Seção 7 SmartPLS (mod. 5) var transf.		
	CF	CC	AVE	CF	CC	AVE	CF	CC	AVE	CF	CC	AVE	CF	CC	AVE
Uso organizacional da TI (USOORG)	0,92	0,79	0,51	0,89	0,83	0,55	0,90	0,84	0,57	..	0,83	0,55	..	0,84	0,57
Extensão do uso (EXTENS)	0,79	0,76	0,45	0,78	0,84	0,56	0,79	0,84	0,56	0,78	0,84	0,56	0,79	0,84	0,56
Dependência do uso (DEPEND)	0,69	0,90	0,68	0,79	0,93	0,76	0,78	0,93	0,77	0,78	0,93	0,76	0,77	0,93	0,77
Adequação dos sistemas (ATEND)	0,91	0,87	0,63	0,82	0,91	0,72	0,82	0,91	0,72	0,83	0,91	0,72	0,83	0,91	0,72
Uso de outras aplicações (UESTRAT)*	0,33	0,88	0,68	0,56	0,90	0,71	0,60	0,87	0,64	0,56	0,90	0,71	0,60	0,87	0,64
Governança de TI (GOVRN)	0,61	0,80	0,59	0,56	0,86	0,66	0,55	0,85	0,66	0,54	0,85	0,66	0,54	0,85	0,66
Planejamento e controle (PLANCTL)	0,96	0,73	0,36	0,81	0,82	0,48	0,81	0,82	0,48	0,81	0,82	0,48	0,81	0,82	0,48
Participação de usuários (PARTIUS)	0,74	0,81	0,47	0,84	0,86	0,56	0,84	0,86	0,56	0,84	0,86	0,56	0,84	0,86	0,56
Particip. de executivos (PARTIEX) *	0,54	0,87	0,57	0,80	0,90	0,65	0,80	0,90	0,65	0,80	0,90	0,65	0,80	0,90	0,65
Impactos da TI (IMPACS)	0,70	0,83	0,69	0,77	0,89	0,80	0,77	0,89	0,80	..	0,89	0,80	..	0,89	0,80
Impactos das aplicações tradicionais	1,00	0,94	0,66	0,96	0,95	0,70	0,96	0,95	0,69	0,96	0,95	0,70	0,96	0,95	0,69
Impactos das outras aplicações *	0,66	0,88	0,66	0,83	0,93	0,76	0,82	0,93	0,76	0,83	0,93	0,76	0,82	0,93	0,76
Portfólio de TI (PORTFL)	0,82	0,87	0,78	0,83	0,89	0,79	0,83	0,88	0,78	0,89	0,88	0,79	0,89	0,88	0,78
Integração dos sistemas (INTEGR)	0,98	0,88	0,65	0,89	0,92	0,73	0,88	0,91	0,72	0,88	0,91	0,73	0,87	0,91	0,72
Qualidade dos sistemas (QUALTEC)	0,77	0,93	0,78	0,90	0,94	0,80	0,89	0,95	0,81	0,90	0,94	0,80	0,90	0,95	0,81
Infra-estrutura de TI (INFRA)	0,62	0,72	0,41	0,56	0,78	0,48	0,58	0,82	0,54	0,72	0,78	0,48	0,73	0,85	0,59
Serviços de infra-estrutura (SERVS)	0,93	0,68	0,37	0,78	0,80	0,51	0,83	0,80	0,51	0,78	0,80	0,51	0,78	0,80	0,51
Conectividade interna (CONEC)	0,50	0,77	0,54	0,53	0,87	0,68	0,59	0,87	0,68	0,53	0,86	0,68	0,83	0,87	0,68
Acesso Interno (DISPONIB)	0,52	0,76	0,54	0,56	0,83	0,63	0,64	0,65	0,47	0,57	0,83	0,63	0,59	0,66	0,47
Rec. do departamento TI (ORGREC) *	0,53	0,91	0,67	0,84	0,93	0,72	0,83	0,86	0,57	0,83	0,93	0,72	0,83	0,85	0,57
Grau de informatização (GI)	..	0,86	0,55	..	0,85	0,54	..	0,85	0,55	..	0,77	0,54	..	0,77	0,54
GoF (Goodness of Fit)	0,568			0,624			0,624			0,620			0,622		

Legenda: CF = Carga fatorial; CC = Confiabilidade composta; AVE = Var. Média Extraída; GoF = medida de adequação do modelo proposta por Tenenhaus et al. (2005).

* = A diferença entre os coeficientes da seção 3 e 4 foram significantes (Sig. < 0,05), para todos os demais coeficientes, as diferenças não foram significantes.

Nota: Para os fatores de segunda e terceira ordem, a validade e a confiabilidade foram calculadas à parte em planilhas eletrônicas.