

Relação entre indústria, inteligência artificial, qualidade do sistema de controlo interno e de informação contabilística

Albertina Paula Monteiro ^{1*}; Catarina Cepêda ¹; Amélia Silva¹; Joana Vale¹

¹ Porto Accounting and Business School, Polytechnic of Porto, CEOS.PP, Portugal

Resumo

Este estudo desenvolve e avalia um modelo teórico que procura analisar a relação entre a Indústria, a Intensidade da adoção da Inteligência Artificial, a Qualidade do Sistema de Controlo Interno e a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística. Foi desenvolvido e aplicado um questionário online aos gestores de empresas portuguesas. A avaliação do modelo teórico foi realizada no *software* estatístico AMOS, aplicando a técnica do modelo de equação estrutural. Com base em 381 observações, a Intensidade da adoção da Inteligência Artificial é uma característica das empresas industriais e, que apesar de não contribuir diretamente para a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística, apresenta um impacto indireto via Qualidade do Sistema de Controlo Interno. As variáveis independentes do modelo justificam 39% da variância da Qualidade do Sistema de Informação Contabilística. Este estudo adiciona evidências empíricas quanto ao efeito mediador da Qualidade do Sistema de Controlo Interno na relação entre a Intensidade da adoção da Inteligência Artificial e a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística. Os resultados sugerem que as empresas industriais com elevada Inteligência Artificial precisam de reforçar a Qualidade do Sistema Controlo Interno para melhorar a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística.

Palavras-chave: indústria, inteligência artificial, qualidade do sistema de controlo interno, qualidade do sistema de informação contabilística.

Introdução

Na segunda metade do século XX, a criação de indústrias intensivas em tecnologia firmou a importância da industrialização. Com a evolução tecnológica, as empresas começaram a depender fortemente de novas ideias, cuja origem está intimamente associada à ciência e à tecnologia. À medida que a tecnologia avança, as organizações tendem a adaptar-se, tornando imperativa a transformação de toda a cadeia organizacional (Moudud-UI-Hu, 2014).

A quarta revolução industrial deu-se com a introdução das Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) na indústria e noutros sectores, permitindo a criação de sistemas ciberfísicos, idênticos da realidade (Saniuk *et al.*, 2022). A aplicação da digitalização generalizada dos processos traz mudanças positivas em termos de maior eficiência dos processos, maior flexibilidade da produção e a possibilidade de realizar objetivos pró-sociais e pró-ecológicos, tais como a produção e consumo sustentáveis e a redução do consumo de energia (Saniuk *et al.*, 2022).

Considerando que uma infraestrutura com tecnologias de informação apropriadas é a condição básica para a utilização de processos de grandes dados no contexto da Indústria 4.0 (Autenrieth *et al.*, 2018) e que a Inteligência Artificial (IA) é uma das bases

para esta evolução tecnológica, verifica-se uma dependência do desenvolvimento da IA na transformação digital (Moudud-UI-Hu, 2014). Essa dependência tem um lado positivo pois alavanca as empresas a acelerar os seus processos de digitalização (Moudud-UI-Hu, 2014).

Moudud-UI-Huq (2014, p. 7) considera a IA “*uma das tecnologias mais avançadas do mundo*”. A IA enfatiza a criação de máquinas inteligentes que funcionam e reagem como os humanos, incluindo o reconhecimento da fala, o planeamento da aprendizagem e a resolução de problemas (Melcher *et al.*, 2004; Moudud-UI-Huq, 2014).

Atualmente, espera-se uma elevada autonomia dos sistemas ciberfísicos, assim como benefícios para a sociedade através da inclusão de fatores humanos no conceito de Indústria 5.0 (Saniuk *et al.*, 2022). A implementação das tecnologias da Quarta Revolução Industrial e a satisfação das expectativas ao nível do desenvolvimento sustentável também indica novos desafios em termos de conhecimentos e competências dos trabalhadores da indústria, principalmente engenheiros que implementam soluções modernas (Saniuk *et al.*, 2022). Segundo Fraga-Lamas *et al.* (2021), a IA foi um impulsionador tecnológico chave para uma transição digital sustentável e para uma economia circular inteligente.

A adoção de IA é de natureza contínua no sentido de que a sua adoção através das atividades empresariais pode mudar com o tempo. Os sistemas de IA são cada vez mais importantes para a contabilidade e gestão empresarial (Chen, 2019) na medida em que a IA pode influenciar a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística e, por conseguinte, a Qualidade da Informação Financeira, a qual é essencial à tomada de decisões económicas (Nicolaou, 2000; Moudud-UI-Huq, 2014; Mirzaey *et al.*, 2017). Por outro lado, a literatura sugere que a IA tem implicações no sistema de controlo interno (Zhu & Shen (2021) e que a Qualidade do Sistema de Controlo Interno influencia a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística (Monteiro *et al.*, 2021).

Embora a relação entre a Qualidade do Sistema de Controlo Interno e a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística esteja evidente na literatura, a influência da IA nestas variáveis é uma questão que merece investigação.

Levantando-se esta questão, este estudo toma a teoria do domínio da tecnologia como sua lente teórica, pois esta defende que os sistemas inteligentes devem ser utilizados para ajudar a melhorar a tomada de decisões (Sutton *et al.* 2016). Por outro lado, esta investigação considera a importância da epistemologia contabilística por estar suportada nas diferenças de pensamento e abordagens que conduzem ao debate e ao desenvolvimento de novos processos e conhecimentos (Arnold & Sutton, 1998). Isto sugere que os intervenientes da informação contabilística utilizam o mesmo sistema e aprendem da mesma forma no sentido da diversidade de pensamento para a criação de uma nova epistemologia (Sutton *et al.* 2016).

A investigação sobre a importância da IA na contabilidade tem sido realizada quase exclusivamente por investigadores da área da contabilidade (Baldwin *et al.*, 2006), mas a revisão da literatura permitiu verificar a ausência de estudos que analisem a relação entre a adoção da IA e a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística e do Sistema Controlo Interno.

Verificando-se esta lacuna e dada a relevância da indústria para a evolução e adaptação tecnológica, tendo em conta a velocidade com que indústria 4.0 transitou para indústria 5.0, revela-se importante analisar se as empresas inseridas no setor da indústria, em comparação com as empresas doutros setores, são as que adotam a IA com distinta intensidade, assim como analisar o impacto da Intensidade de adoção da IA na Qualidade do Sistema de Controlo Interno e do Sistema de Informação Contabilística.

Enquadramento teórico e hipóteses de pesquisa

O impacto da revolução industrial e digital tem sido substancial em praticamente todos os aspetos da nossa vida, na sociedade, no emprego e nas empresas (Makridakis, 2017).

O setor industrial está na linha da frente quanto à evolução tecnológica. Segundo Telles *et al.* (2020), o crescimento da utilização de automação industrial baseada na IA tem impacto positivo no índice de produtividade das empresas. De acordo com Telles *et al.* (2020) e Saniuk *et al.* (2022), o termo indústria 5.0 está associado a empresas indústrias com elevada adoção de IA. Tendo em consideração o exposto, formula-se a primeira hipótese de investigação:

H1. As empresas indústrias são as empresas que demonstram maior Intensidade na adoção de IA.

Com o desenvolvimento das TIC, a contabilidade tornou-se uma fonte de informação crítica para os proprietários/gestores de empresas (Schwartz, 2016). O sistema de informação integra o sistema de informação contabilística, que permite obter, registar, armazenar e processar dados a fim de fornecer informações úteis aos tomadores de decisões (Nguyen & Nguyen 2020).

A literatura sugere que os sistemas de informação contabilística alavanca a importância do sistema de controlo interno, pois este, de acordo com Mirnenko *et al.* (2020), é definido como políticas, regras e medidas implementadas por gestores ou responsáveis da empresa que asseguram um funcionamento adequado do controlo interno da empresa e visam atingir objetivos, estratégias e outros objetivos específicos da empresa. É através deste sistema que se assegura a Qualidade dos Sistemas de Informação Contabilísticos, que por sua vez se encontram em constante adaptação à evolução da tecnologia, com o especial contributo da IA (Monteiro & Cepêda, 2021).

A IA muito contribuiu para a Qualidade do Sistema de Informação Contabilístico e do Sistema do Controlo Interno (Li *et al.* 2012; Hla & Teru 2015; Bozzolan & Miihkinen 2019). Mirzaey *et al.* (2017) analisaram a função das redes neurais artificiais, como uma ferramenta poderosa para analisar informações complexas para a tomada de decisões e perceberam que o uso de técnicas computacionais do tipo pode melhorar a eficácia do sistema de informação contabilística. Por outro lado, Moudud-UI-Huq (2014) menciona que a IA é aplicada a várias teorias de tomada de decisão relacionadas com problemas de auditoria e de garantia da informação. Apesar disso, de acordo com o autor, nem todas as aplicações de IA têm sido bem-sucedidas no processo de controlo interno. No entanto, Baldwin *et al.* (2017) afirmam que podem ser criadas aplicações mais complexas de IA para resolver alguns problemas de auditoria. A literatura sugere que a intensidade da adoção de IA tem impacto na Qualidade do Sistema de Informação Contabilístico e na Qualidade do Sistema de Controlo Interno, deste forma, formulamos a segunda e terceira hipótese:

H2. A Intensidade da Adoção da IA determina a Qualidade do Sistema de Controlo Interno.

H3. A Intensidade da Adoção da IA determina a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística.

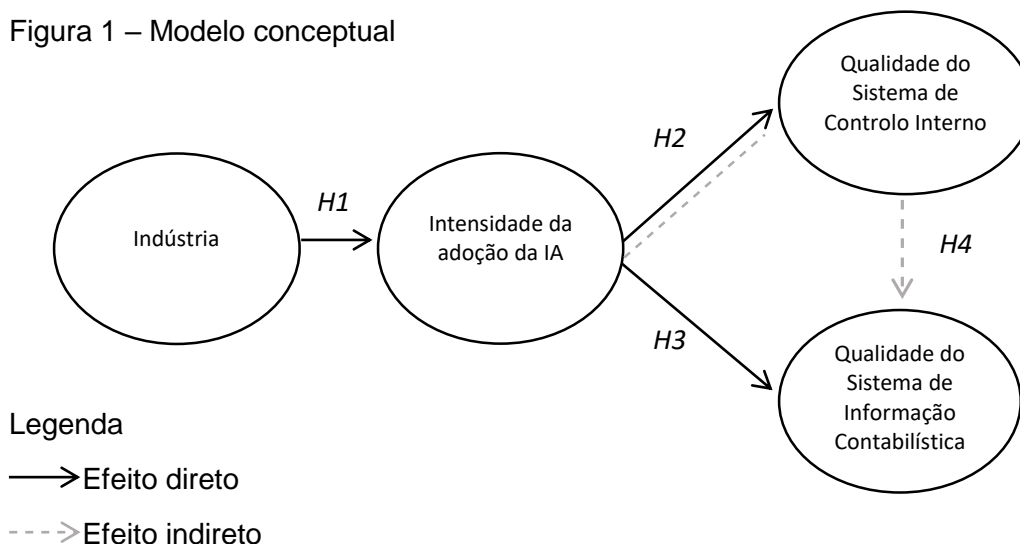
A literatura também sugere que a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística está dependente da Qualidade do Sistema de Controlo Interno (Li *et al.*, 2012; Hla & Teru 2015; Bauer *et al.*, 2018; Bozzolan & Miihkinen, 2019; Rashedi & Dargahi 2019; Monteiro *et al.*, 2021). A este respeito, Hla e Teru (2015) referem que a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística é influenciado pela Qualidade do Sistema de

Controlo Interno e pela existência de um robusto controlo interno. Neste contexto, formula-se a quarta e última hipótese:

H4. A Qualidade do Sistema de Controlo Interno apresenta-se como variável mediadora na medida favorece a Qualidade do Sistema de Informação contabilística.

A figura 1 mostra o modelo conceptual proposto com as hipóteses de investigação.

Figura 1 – Modelo conceptual



Metodologia

Neste estudo, de natureza quantitativa e positivista, foi aplicado um inquérito online aos gestores de empresas portuguesas para avaliar o modelo teórico proposto.

O questionário está dividido em 2 partes. A primeira parte inclui perguntas que permitem caracterizar a amostra e a segunda parte inclui itens que permitem avaliar as três dimensões do modelo (Intensidade de adoção da IA, Qualidade do Sistema de Controlo Interno e Qualidade do Sistema do Sistema de Informação Contabilística).

Nesta investigação, utilizámos escalas de medida validadas ou adaptadas de estudos anteriores. Para medir a Intensidade da adoção da IA, utilizámos as escalas de Chen (2019) e Sun *et al.* (2018). Na avaliação da dimensão Qualidade do Sistema de Informação Contabilística tivemos como referência a escala de Soudani (2012) e Kpurugbara *et al.* (2016). Um item resultou do pré-teste ao questionário (“O sistema de informação contabilística da empresa funciona de forma eficiente e eficaz”). A escala de medição da Qualidade do Sistema de Controlo Interno foi adaptada de Phornlaphatrachakorn (2019). Um item também resultou do pré-teste ao questionário (“O sistema de controlo interno tem qualidade”). Finalmente, a variável indústria foi avaliada da seguinte forma: se a empresa pertence ao setor da indústria foi pontuada com um 1, se pertence a outro setor, a pontuação foi 0 (zero).

O processo de seleção da amostra foi realizado na base de dados SABI, aplicando os seguintes 5 filtros: (1) todas as empresas portuguesas com endereço de email disponível; (2) último número de empregados: mínimo 50; (3) empresas com auditoria; e (4) empresas ativas. A base de dados SABI gerou uma lista de 7.812 empresas portuguesas. Apesar de ser um número substancial, optamos por aplicar o inquérito a todas as empresas em vez de limitar o estudo a uma região ou distrito de um país. Esta opção deve-se ao facto de este estudo ser aplicado a gestores de empresas e de haver probabilidade de se obter uma baixa taxa de resposta.

O inquérito foi aplicado online e o link do mesmo foi enviado por email às pessoas que tomam as principais decisões (gestores) nas empresas. No período de 2 a 31 de março de 2020 foram enviados os e-mails (total de 7799 e-mails). Durante o referido período, foram obtidas 389 observações. No entanto, 8 observações foram eliminadas por não estarem completas. Dado o elevado número de empresas portuguesas, optou-se por uma amostra não-probabilística, o que é prática em estudos científicos que abrangem uma grande população (Monteiro *et al.*, 2022; Monteiro *et al.*, 2021; Cepêda & Monteiro, 2020; Montenegro & Rodrigues, 2020).

A análise de dados envolveu três fases: (1) análise preliminar de dados, (2) avaliação do modelo de medição, e (3) avaliação estrutural do modelo. A primeira fase foi realizada no *software* SPSS. A segunda e terceira fase foi conduzida no *software* SPSS Amos.

Resultados

Características da amostra

Relativamente à distribuição das empresas por distrito, 111 (29,1%) empresas estão localizadas no distrito de Lisboa, 67 (17,6%) no Porto e 41 (10,8%) em Aveiro. Estes 3 distritos representam 57,5% da amostra. Portanto, 42,5% das empresas estão distribuídas pelos outros 14 distritos ou regiões autónomas.

Relativamente à tipologia das empresas, verificamos que 197 (52%) são sociedades anónimas, 121 (32%) sociedades por quotas e 17 (4%) sociedades unipessoais por quotas. Contudo, 46 inqueridos selecionaram a opção “Outros” o que representa 12%. Destes, 31 referem desenvolver funções em organizações sem fins lucrativos.

No que toca ao ramo de atividade, 160 (42%) empresas têm como objeto a prestação de serviços, 126 (33%) e 43 (14%) empresas desenvolvem atividades indústrias e comerciais, respetivamente e 42 (11%) dos inquiridos selecionaram a opção “Outro”, para indicar que desenvolvem funções em empresas ligadas, entre outros, ao turismo, à construção civil, à floricultura, ao transporte de mercadorias e à banca e seguros.

No que toca à dimensão, 317 (83,2%) empresas são de média e grande dimensão, sendo 64 (16,8%) pequenas empresas.

Avaliação do modelo de medida

A avaliação do modelo de medida, efetuada no *software* estatístico AMOS, consiste em avaliar a unidimensionalidade das medidas, a fiabilidade e a validade (convergente, discriminante) dos constructos.

Na análise do modelo de medida, foi realizada uma análise fatorial confirmatória para validar as escalas de medidas, utilizando o método de estimativa da máxima verosimilhança. Este método produz estimativas mais fiáveis quando se utilizam matrizes de covariância (Byrne, 1998) e é amplamente utilizado na maioria dos pacotes estatísticos, tais como no AMOS (Ainur *et al.*, 2017). Segundo Diamantopoulos e Siguaw (2000), este método é robusto contra as violações moderadas dos pressupostos da normalidade (Marôco, 2010), como é o caso neste estudo.

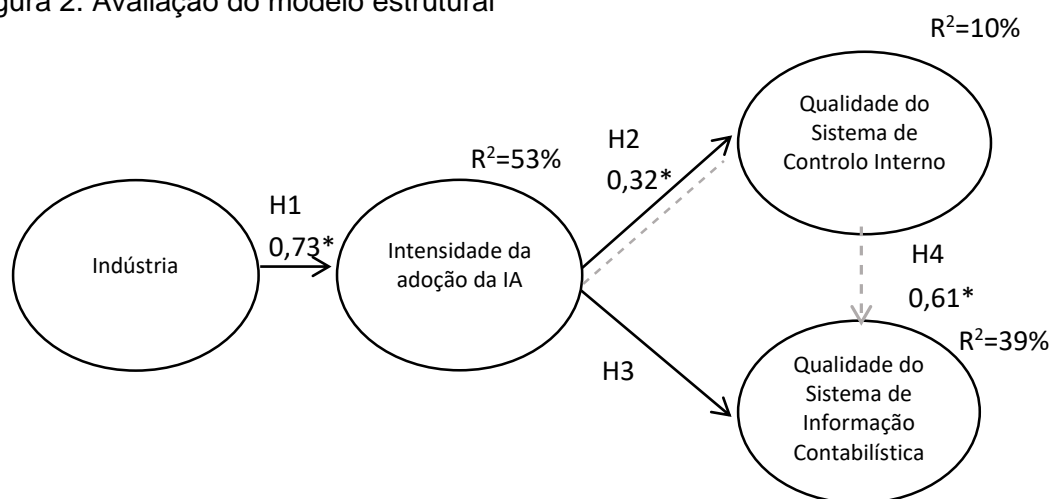
A avaliação do modelo de medida indicou que nos modelos de primeira ordem, todos os itens relacionavam-se significativamente com o factor em termos de *loadings*, confirmando assim a unidimensionalidade do construto. Todas os coeficientes têm valores acima de 0,60, confirmando a validade convergente dos construtos (Garver & Mentzer, 1999). A variância média extraída (VME) é superior a 0.50, o que demonstra a existência de validade discriminante (Fornell & Larcker, 1981). Relativamente à fiabilidade composta, constatamos que todas as variáveis latentes apresentam valores superiores a 0.60, o que comprova a fiabilidade das escalas (Bagozzi & Yi, 1988).

Avaliação do modelo estrutural

As medidas de adequação indicam que o modelo teórico tem um ajuste adequado ($\chi^2 = 158,06$ (53), $p = 0,000$; RMSEA = 0,07; GFI = 0,93; NFI = 0,96; CFI = 0,97; PNFI = 0,78).

A figura 2 apresenta os coeficientes estandardizados e o nível de significância para cada hipótese formulada no modelo, assim como o coeficiente de determinação para cada construção. Os resultados mostram que a Indústria e a Intensidade da adoção da IA são variáveis correlacionadas ($\beta = 0,73$; $p < 0,001$), o que leva a suportar a H1. Os resultados vão ao encontro dos fundamentos de Saniuk *et al.* (2022). Por sua vez, verificamos que a Intensidade da adoção da IA contribui positivamente para a Qualidade do Sistema de Controlo Interno ($\beta = 0,32$; $p < 0,001$) mas não tem relação direta com a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística ($p > 0,05$), o que leva a suportar a H2 e a rejeitar a H3. Contudo, embora a Intensidade da adoção da IA não contribua diretamente para a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística, apresenta uma influência indireta via Qualidade do Sistema de Controlo Interno, o que suporta a H4. Estes resultados são consistentes com os fundamentos de Hla e Teru (2015), Li *et al.*, (2012), Bozzolan e Miihkinen (2019) e Monteiro *et al.* (2021). As variáveis do modelo contribuem para 39% da variância da variável dependente (Qualidade do Sistema de Informação Contabilística).

Figura 2. Avaliação do modelo estrutural



Conclusão e discussão

As TIC marcaram a quarta revolução industrial na indústria e noutros sectores. Esta revolução permitiu a criação de sistemas ciberfísicos, idênticos da realidade, mudando o dia a dia das empresas (Saniuk *et al.*, 2022). A mudança, através da digitalização generalizada, abarcou uma maior eficiência dos processos, uma maior flexibilidade da produção, e a possibilidade de realizar objetivos pro-sociais e pró-ecológicos, relacionados com o desenvolvimento sustentável (Saniuk *et al.*, 2022). Essa mudança só se torna possível se as empresas tiverem uma infraestrutura dotada de tecnologias de informação apropriadas (Autenrieth *et al.* 2018).

O setor industrial muito tem contribuído para a aceleração da IA. Os sistemas de IA são cada vez mais importantes para a contabilidade e gestão empresarial (Chen, 2019). Investigação em IA tem uma história que remonta a mais de três décadas, mas a importância da IA para a contabilidade ainda não é bem compreendida (Baldwin *et al.*, 2006). Baseado na teoria do domínio da tecnologia, foi objetivo deste estudo desenvolver e avaliar um modelo teórico que visa analisar a relação entre a Indústria, Intensidade da adoção da IA, a Qualidade do Sistema de Controlo Interno e a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística.

Com base numa amostra de gestores de empresas portuguesas, verificamos que a Intensidade da adoção da IA tem uma forte ligação com o setor industrial indo de encontro aos fundamentos de (Saniuk *et al.*, 2022). Por sua vez, verificamos também que a mesma variável contribui direta e positivamente para a Qualidade do Sistema de Controlo Interno e indiretamente para a Qualidade do Sistema de Informação Contabilística indo ao encontro da literatura analisada (Hla & Teru 2015; Li *et al.* 2012; Bozzolan & Miihkinen 2019).

Esta investigação cobre uma lacuna na literatura, uma vez que, “em primeira mão” relaciona a IA com a Indústria e analisa o seu impacto na Qualidade do Sistema de Informação Contabilístico e do Sistema de Controlo Interno em empresas portuguesas. Além disso, este estudo revela-se importante para os gestores de empresas industriais, pois sugere que a Qualidade dos Sistemas de Informação Contabilística, e consequente sucesso empresarial (Monteiro *et al.*, 2021), depende da implementação da IA e de um adequado sistema de controlo interno.

Quanto às limitações deste estudo, a utilização de uma amostra por conveniência e não-probabilística é a principal limitação, o que restringe a generalização dos resultados. Relativamente a estudos futuros sugerimos que o estudo seja aplicado a outros países, a fim de comparar resultados em contextos semelhantes, apesar das diferenças inerentes a cada país.

Referências

- Ainur, A. K., Sayang, M. D., Jannoo, Z., & Yap, B. W. (2017). Sample Size and Non-Normality Effects on Goodness of Fit Measures in Structural Equation Models. *Pertanika Journal of Science & Technology*, 25(2).
- Autenrieth, P., Lörcher, C., Pfeiffer, C., Winkens, T., & Martin, L. (2018, June). Current significance of it-infrastructure enabling industry 4.0 in large companies. In 2018 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC) (pp. 1-8). IEEE.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the academy of marketing science*, 16(1), 74-94.
- Baldwin, A. A., Brown, C. E., & Trinkle, B. S. (2006). Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: the case for auditing. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management: International Journal*, 14(3), 77-86.
- Bauer, A. M., Henderson, D., & Lynch, D. P. (2018). Supplier internal control quality and the duration of customer-supplier relationships. *The Accounting Review*, 93(3), 59-82.
- Byrne, B. (1998). *Structural Equation Modeling with LISREL, PRELIS, and SIMPLIS: Basic Concepts, Applications and Programming*, Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, NJ.
- Bozzolan, S., & Miihkinen, A. (2021). The quality of mandatory non-financial (risk) disclosures: The moderating role of audit firm and partner characteristics. *The International Journal of Accounting*, 56(02), 2150008.
- Cepêda, C. L. M., & Monteiro, A. P. (2020). The Accountant's Perception of the Usefulness of Financial Information in Decision Making – A Study in Portugal. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 22(2), 363–380.

Chen, J. (2019). The Augmenting Effects of Artificial Intelligence on Marketing Performance. Open Access Theses & Dissertations. https://scholarworks.utep.edu/open_etd/1976.

Diamantopoulos, A. and Siguaw, J.A. (2000). *Introducing LISREL*, Sage Publications, London.

Fornell, C., Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobserved variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(19), 39-50.

Fraga-Lamas, P., Lopes, S. I., & Fernández-Caramés, T. M. (2021). Green IoT and edge AI as key technological enablers for a sustainable digital transition towards a smart circular economy: An industry 5.0 use case. *Sensors*, 21(17), 5745.

Garver, M.S., & Mentzer, J.T. (1999). Logistics research methods: employing structural equation modeling to test for construct validity. *Journal of Business Logistics*, 20(1), 33-57.

Hla, Daw, & Susan Peter Teru (2015). Efficiency of Accounting Information System and Performance Measures-Literature 'Review'. *International Journal of Multidisciplinary and Current Research*, 3(2), 976-984).

Li, C., Peters, G. F., Richardson, V. J., & Watson, M. W. (2012). The consequences of information technology control weaknesses on management information systems: The case of Sarbanes-Oxley internal control reports. *Mis Quarterly*, 179-203.

Kpurugbara, N., Akpos, Y. E., Nwidiuduu, V., & Tams-Wariboko, I. (2016). Impact of accounting information system on organizational effectiveness-a study of selected small and medium scale enterprises in Woji, Portharcourt. *International Journal of Research in Business, Management and Accounting*, 2(1), 62-72

Marôco, J. (2010). *Análise de Equações Estruturais - Fundamentos teóricos*, Software e Aplicações. ReportNumber.

Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46-60.

Melchert, F., Winter, R., & Klesse, M. (2004). Aligning process automation and business intelligence to support corporate performance management. Proceedings of the Tenth Americas Conference on Information Systems, New York, August 2004.

Mirzaey, M., Jamshidi, M. B., & Hojatpour, Y. (2017). Applications of artificial neural networks in information system of management accounting. *International Journal of Mechatronics, Electrical and Computer Technology*, 7(25), 3523-3530.

Mirnenko, V. I., Tkach, I. M., Potetiueva, M. V., Mechetenko, M. Y., Tkach, M. Y., & Holota, O. (2020). Analysis of approaches to assessing effectiveness of the system of internal control of the military organization as the element of public internal financial control of Ukraine. *Espacios*, 41(8), 14-20

Monteiro, A., & Cepêda, C. (2021). Accounting information systems: scientific production and trends in research. *Systems*, 9(3), 67.

Monteiro, A. P., Vale, J., & Silva, A. (2021). Factors Determining the Success of Decision Making and Performance of Portuguese Companies. *Administrative Sciences*, 11(4), 108.

Monteiro, A. P., Vale, J., Leite, E., Lis, M., & Kurowska-Pysz, J. (2022). The impact of information systems and non-financial information on company success. *International Journal of Accounting Information Systems*, 100557.

Moudud-UI-Huq, S. (2014). The Role of Artificial Intelligence in the Development of Accounting Systems: A Review. *IUP Journal of Accounting Research & Audit Practices*, 13(2).

Nicolaou, A. I. (2000). A contingency model of perceived effectiveness in accounting information systems: Organizational coordination and control effects. *International Journal of Accounting Information Systems*, 1(2), 91-105.

Nguyen, H., & Nguyen, A. (2020). Determinants of Accounting Information Systems Quality: Empirical Evidence from Vietnam. *Accounting*, 6, 185–98

Phornlaphatrachakorn, K. (2019). Internal control quality, accounting information usefulness, regulation compliance, and decision- making success: evidence from canned and processed foods businesses in Thailand. *International Journal of Business*, 24(2), 198–215.

Rashedi, H., & Dargahi, T. (2019). How Influence the Accounting Information Systems Quality of Internal Control on Financial Reporting Quality. *Journal of Modern Developments in Management and Accounting*, 2, 33–45.

Saniuk, S., Grabowska, S., & Straka, M. (2022). Identification of Social and Economic Expectations: Contextual Reasons for the Transformation Process of Industry 4.0 into the Industry 5.0 Concept. *Sustainability*, 14(3), 1391.

Sun, S., Cegielski, C. G., Jia, L., & Hall, D. J. (2018). Understanding the factors affecting the organizational adoption of big data. *Journal of Computer Information Systems*, Vol.58 No.3, pp. 193- 203.

Schwartz, M. S. (2016). Ethical Decision-Making Theory: An Integrated Approach. *Journal of Business Ethics*, 139, 755–76.

Sutton, S.G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). The reports of my death are greatly exaggerated" - Artificial intelligence research in accounting. *Int. J. Account. Inf. Syst.*, 22, 60-73.

Telles, E. S., Barone, D. A. C., & da Silva, A. M. (2020). Inteligência Artificial no Contexto da Indústria 4.0. In *Anais do I Workshop sobre as Implicações da Computação na Sociedade* (pp. 130-136), SBC.