



Artigo - Auditoria

Auditoria contínua: tecnologias recentes e conclusões - Parte B



Maria do Céu Ribeiro | Revisora Oficial de Contas

João Oliveira | Professor da FEP.UP - Faculdade de Economia da Universidade do Porto



[Este trabalho resulta da tradução e adaptação do capítulo “Continuous auditing: developments and challenges”, dos presentes autores, publicado em 2023 no The Routledge Handbook of Accounting Information Systems, editado por Erik Strauss e Martin Quinn, Routledge, New York. <https://doi.org/10.4324/9781003132943>. Copyright dos autores e reproduzido com permissão do Licenciador (Taylor & Francis Group) através de PLSclear. O trabalho foi dividido para efeitos de publicação em duas edições da Revista Revisores e Auditores.]

O trabalho publicado nesta edição da Revista é extraído de um trabalho mais alargado, dividido em duas partes. Na anterior edição da Revista foi publicada a parte A, intitulada “Auditoria contínua: um novo paradigma”, que analisou as questões tradicionais de auditoria, algumas melhorias recentes, mas também crescentes limitações no contexto dos novos sistemas empresariais em tempo real, e o *framework* da AC.

Nesta Parte B, na sua primeira secção é explorado o estado da arte da AC, e na segunda secção analisa-se o recente fenómeno de Big Data sobre a AC. A terceira secção centra-se no desenvolvimento de atividades de monitorização contínua, uma das componentes da AC, e na última secção apresentam-se as principais conclusões do trabalho, e algumas questões e desafios ainda em aberto. Mantendo o critério aplicado na Parte A, esta parte B inclui apenas a bibliografia aqui utilizada.

1. A auditoria contínua na prática – o estado da arte

O ambiente em tempo real gerado pelos avanços nos sistemas de informação deu origem ao processo de AC, e foram desenvolvidos alguns protótipos em experiências de implementação (Vasarhelyi & Halper, 1991; Vasarehelyi et al., 2004, Alles et al., 2006; Kogan et al., 2014; Singh & Best, 2015). Desde a implementação-piloto da CCM como *proof of concept* numa empresa internacional de grande dimensão, os auditores internos aumentaram o uso da tecnologia com o objetivo de automatizar o processo de auditoria interna (Alles et al., 2006; Codesso et al., 2020; Freitas et al., 2020). No entanto, embora o conceito de AC seja já investigado há muitos anos e algumas aplicações tenham sido já desenvolvidas, os auditores, e em particular os auditores externos, têm tido dificuldades em transformar este conceito em prática. Para um melhor entendimento, analisamos de seguida as arquiteturas alternativas de apoio à AC e o desenvolvimento de modelos preditivos para definir os *benchmarks* a implementar na AC.

Arquitetura técnica da auditoria contínua

O ciclo de AC começa com a ligação do auditor ao sistema de informação do seu cliente e termina quando o auditor desliga (Chan & Vasarhelyi, 2011). Há dois aspetos principais a considerar. Começamos por analisar a primeira questão, relacionada com o acesso ao sistema do cliente e aos dados - acesso direto (quer à base de dados transacional, quer à camada de aplicação), ou acesso intermediado através de um *Data Warehouse*. Posteriormente, analisaremos a segunda questão, relacionada com a segurança no acesso.

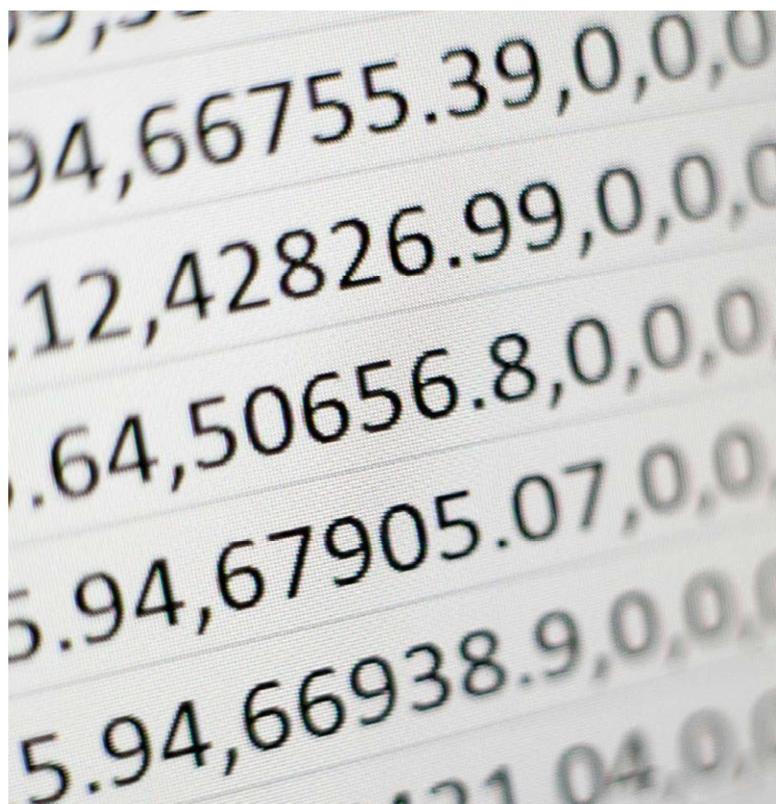
Para compreender a primeira questão, relativa ao acesso, temos de considerar que as arquiteturas de AC e dos sistemas de auditoria para capturar os dados são baseadas em duas alternativas principais: *Embedded Audit Modules* (EAM) (Vasarhelyi & Halper, 1991), ou *Monitoring and Control Layer* (MCL), introduzidas por Vasarhelyi et al. (2004).

Através do EAM, os programas de auditoria são integrados *diretamente* nas aplicações do cliente para assegurar uma monitorização contínua do processamento das transações pelo sistema, examinando cada transação à medida que é processada no sistema, utilizando para tal a linguagem da própria aplicação (Rezaee et al., 2002). No entanto, ter estes módulos em funcionamento em segundo plano no sistema do cliente pode reduzir a sua capacidade de processamento das transações e a sua eficiência. Além disso, uma vez que o programa de auditoria se encontra embutido, de forma permanente, no

sistema de processamento das transações do cliente, uma possível manipulação por parte do auditado e a dependência do auditor perante o departamento de IT do seu auditado para proceder a eventuais alterações, levantam preocupações acerca da integridade da abordagem EAM.

O desenho alternativo baseia-se no MCL, um módulo de *software* externo que opera independentemente do sistema de informação que está a ser monitorizado ou auditado, estando apenas *ligado* ao sistema (Vasarhelyi et al., 2004). Ao contrário do EAM, com o MCL o sistema de AC recebe dados periódicos, conforme determinado pelo auditor. Estes dados são posteriormente processados e confrontados com valores determinados a partir de parâmetros pré-definidos nos programas de auditoria, fora do sistema do auditado e armazenados numa máquina diferente. Alles et al. (2006) documentou um protótipo de sistema baseado no MCL para testes de controlo na Siemens. Como salientam estes autores, em contraste com o EAM, a abordagem MCL levanta menos questões relacionadas com a manutenção de *software* e a independência face ao auditado e ao seu pessoal de IT.

Para tornar a AC possível e rentável, esperava-se que muitos controlos se tornassem controlos integrados (CICA/AICPA, 1999). No entanto, as organizações ainda não implementaram procedimentos de controlo centralizados e automatizados *end-to-end* exigidos pela CCM. Subsistem problemas tanto na EAM como na MCL: a EAM exige a implementação de vários módulos, um em cada aplicação do auditado; e a MCL implica a existência de diversos *softwares*, dificultando as necessárias ligações. Rezaee et al. (2002)



propôs uma arquitetura técnica para a construção de sistemas de AC que combinam a utilização de *data warehouses* de auditoria (integrando dados de todos os sistemas de toda a organização) e *data marts* de auditoria (*warehouses* mais pequenos dedicados a apenas uma área funcional, como a contabilidade). Cada *data mart* carrega os dados apropriados a partir do *data warehouse*; em seguida, os testes de auditoria são periodicamente executados no *data mart*, gerando relatórios de exceção. Kogan et al. (2014) também projetaram um sistema orientado para dados, para organizações em que dados derivados de múltiplos sistemas *legacy* são colocados num único *data warehouse*. Em termos da plataforma para o *software* de auditoria, um *data warehouse* de auditoria, ligando-se aos diversos sistemas e integrando os dados relevantes, foi considerado uma solução tecnicamente viável (Rezaee et al., 2002).

Passamos agora à segurança da AC, a segunda questão acima identificada sobre o acesso do auditor, e que é crucial para a arquitetura da AC. Mover dados através da rede para serem processados remotamente, e abrir novos canais entre auditores e auditados utilizando a infraestrutura de rede da internet, acarreta riscos de segurança. Este acesso deve ser apoiado por tecnologias e políticas de segurança para garantir que as aplicações de auditoria sejam protegidas contra alterações não autorizadas. Além disso, métodos de comunicação eletrónica fiáveis e eficientes devem ser assegurados.

A próxima subsecção discute como construir testes *standard* de auditoria, residentes no EAM ou em *Data Warehouses* de auditoria, funcionando continuamente e gerando relatórios de exceção baseados na modelização de processos de negócio e na análise de dados.

Modelização de processos de negócio e análise de dados

Antes da fase de modelização dos dados, do desenvolvimento de *benchmarks* e da aplicação de *data analytics*, os procedimentos de auditoria devem ser automatizados a um nível relativamente baixo, até ao nível dos sub-processos individuais (Alles et al., 2006; Vasarhelyi et al., 2004). Os sistemas de auditoria apenas detetam anomalias que o auditor tenha antecipado, ou seja, as anomalias que essas aplicações estão programadas para procurar. Por conseguinte, as irregularidades a controlar devem ser previamente definidas.

Ao desenvolver um sistema de AC para verificar métricas-chave dos processos, o pressuposto é que o acesso aos dados ao nível da transação permitirá aos auditores conceber modelos de formulação de expectativas para procedimentos analíticos ao nível do processo de negócio. Isto contrasta com a prática tradicional de utilizar análises de rácios ou de tendências a um nível mais elevado de agregação (Vasarhelyi



Ao desenvolver um sistema de AC para verificar métricas-chave dos processos, o pressuposto é que o acesso aos dados ao nível da transação permitirá aos auditores conceber modelos de formulação de expectativas para procedimentos analíticos ao nível do processo de negócio...

et al., 2010). A realização de procedimentos analíticos requer a determinação de uma expectativa e de um nível de precisão adequado, a determinar pelo auditor de acordo com a sua avaliação de risco e níveis de materialidade.

As técnicas de modelização e análise de dados, desenvolvidas a partir de estatísticas e *data mining*, são utilizadas em procedimentos analíticos para monitorizar e testar detalhes de transações (exceções em controlos e verificações das transações), assim como saldos de contas (Chan & Vasarhelyi, 2011). Para a CCM, as políticas e procedimentos de controlo interno instituídos servem de *benchmark* contra as quais as ações dos colaboradores são comparadas, sendo qualquer violação sinalizada para investigação. No que diz respeito ao CDA ao nível da conta, a *data analytics* ajuda a compreender a evolução da atividade. A modelização de dados é baseada em dados de transações *históricas auditadas* e saldos de contas, para efetuar uma previsão de dados através de modelos empíricos de comportamento esperado, tais como regressões lineares. Com base no pressuposto de que os dados das futuras transações e as suas características de comportamento devem seguir o padrão dos dados históricos, a análise de dados é usada para comparar transações e saldos de contas *não auditados* com os *benchmarks* criados pela modelização de dados (métricas), tendo em atenção um *threshold* (limite) aceitável definido pelo auditor (Chan & Vasarhelyi, 2011).

As estimativas dos coeficientes das variáveis nos modelos devem ser estatisticamente significativas, de modo a garantir uma maior precisão nas métricas geradas (Kogan et al., 2014). Desvios nestas métricas

são tratados como alertas. Assim, modelos imperfeitos poderão gerar erros de falsos positivos (falsos alertas, ou seja, anomalias detetadas mas que, na verdade, não são exceções) e erros de falsos negativos (anomalias reais não detetadas pelo sistema).

Agregação e benchmarks para analytics na AC

Muitas investigações recentes sobre a AC visaram o desenvolvimento de modelos para permitir comparações mais adequadas (Chiu et al., 2014; Kogan et al., 2014). Criar uma métrica que se revele eficaz na deteção de exceções não é uma tarefa trivial, uma vez que deve basear-se no que é “habitual” para uma determinada observação (Kogan et al., 2014). Num ambiente em que os dados desagregados estão disponíveis (em contraste com a auditoria tradicional), podem ser utilizadas múltiplas métricas financeiras e/ou não financeiras, tais como contagens de documentos ou de transações. A utilização de diferentes métricas permitiria aos auditores ter um conjunto mais diversificado de padrões e *benchmarks* (Kogan et al., 2014).

Existe, no entanto, um *trade-off* relativamente à agregação de dados. Quanto mais desagregadas forem as métricas, maior variabilidade é observada entre as transações individuais, potencialmente conduzindo a modelos analíticos instáveis e gerando mais erros. Dependendo da precisão desses critérios analíticos, os problemas podem surgir tanto na geração de falsos positivos, levando a número excessivo de alertas e sobrecarga de informação, como, pelo contrário, na falha na deteção de exceções (Kuhn & Sutton, 2010). No entanto, pelo lado positivo, a utilização de métricas desagregadas reduzirá a extensão da investigação necessária por parte do auditor. Além disso, para resolver o problema do número elevado de falsos positivos devido à desagregação na AC, Yoon et al. (2021) desenvolveram um sistema de AC com uma estrutura de três camadas, demonstrando que esta aumenta a eficácia e eficiência da auditoria.

Uma questão importante na investigação da AC é a viabilidade, na prática, da utilização de estatísticas. A propensão dos auditores para modelizar aplicações da AC na prática tem sido questionada (Kuhn & Sutton, 2010), embora existam cada vez mais exemplos (como descrito em Codesso et al., 2020; Freitas et al., 2020). Os académicos estão bem posicionados para inovar nas fases de modelização de dados e análise de dados, tendo por objetivo representar a realidade através de um *benchmark*. No entanto, essa investigação será infrutífera sem a sua implementação e validação na prática (Chan & Vasarhelyi, 2011; Kogan et al., 2014).

Embora ainda não seja uma metodologia estabelecida, o interesse em explorar processos de AC tem avançado, em particular na auditoria interna (Vasarhelyi et al., 2012; Codesso et al., 2020; Freitas et al., 2020). Os fatores de

promoção e de limitação da AC têm sido essencialmente económicos e regulatórios, dado que a auditoria é uma atividade profissional e não uma peça de *software* (Alles et al., 2008). Há preocupações relevantes subjacentes à relutância, ou pelo menos cautela, dos auditores em relação à AC. Será a ausência de anomalias, ou a evidência dos dados reais estarem próximos das estimativas dos modelos preditivos, suficiente para poderem concluir pela eficácia dos controlos e a exatidão das transações e saldos (Titera, 2013)? Como integrar nos papéis de trabalho de auditoria alertas da AC, deficiências de controlos automáticos, anomalias e bases de modelos preditivos, ou prova resultante de inovações tecnológicas, tal como câmaras monitorizando um armazém e utilizadas para validar a receção de materiais (Chiu et al., 2014)? Por outro lado, surgiram outros desafios com o aparecimento do *Big Data*, que mudou o contexto da AC por ser uma importante fonte de dados para análise. Este é o foco da segunda secção, a seguir.

2. Big Data em ambiente de auditoria contínua

O *Big Data* tem origem em sistemas de transação tradicionais e em inúmeras novas fontes exógenas, como *e-mails*, chamadas telefónicas, redes sociais e vídeos de segurança. Muito deste *Big Data* informa e influencia decisões de gestão importantes para os *stakeholders* internos e externos. Por conseguinte, os auditores devem analisar não apenas dados financeiros e estruturados tradicionais (*por exemplo*, dados do razão ou dados operacionais, em sistemas de contabilidade ou módulos transacionais), mas também considerar na abordagem de auditoria dados não financeiros e não estruturados, tais como *e-mails* da empresa, publicações em redes sociais, artigos de jornais e até dados ambientais, para identificar potenciais anomalias e tendências transacionais (Brown-Liburd et al., 2015; Cao et al., 2015; Holt & Loraas, 2021).

Big Data no ambiente de auditoria

O advento do *Big Data* permite a obtenção de prova relevante de auditoria fora da organização sob a forma de dados não financeiros e não estruturados. No entanto, as ferramentas analíticas tradicionais, como o Excel e o Access, requerem dados estruturados para funcionar eficazmente. Por outro lado, os CAATs atuais, devido ao uso limitado de técnicas estatísticas avançadas, não têm capacidade para importar tais informações (Brown-Liburd et al., 2015).

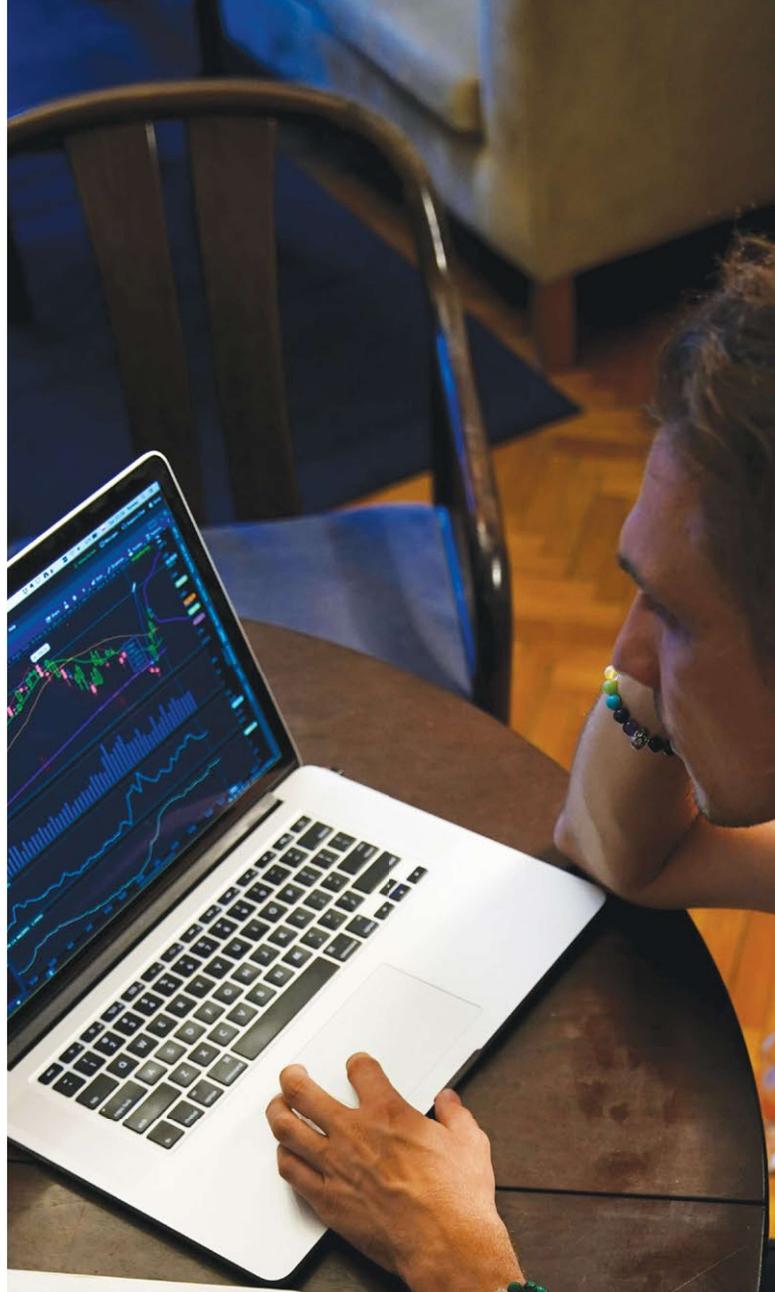
A incorporação de *Big Data* no processo de auditoria tem, genericamente, valor acrescentado para os auditores, mas cria sérios desafios. As análises de *Big Data* limitam-se às *correlações*, procurando padrões que possam ajudar a determinar as expectativas em procedimentos analíticos (Cao et al., 2015) e, em seguida, identificar anomalias que alertem o auditor e o orientem na investigação das causas dessas anomalias. Este foco nas correlações é problemático tendo em conta que estas não identificam causas - um aspeto crítico na auditoria; e tais anomalias por si só não fornecem prova de auditoria suficiente e apropriada (Brown-Liburd et al., 2015).

O *Big Data* tem um grande potencial para influenciar as expectativas dos auditores quanto aos dados financeiros. No entanto, os chamados quatro “Vs” de *Big Data*, os elevados volume, velocidade e variedade, e a veracidade incerta, representam desafios para as capacidades dos métodos de AC (Zhang et al., 2015). Por isso, um desenvolvimento eficaz da metodologia de AC para acomodar a análise de *Big Data* requer a atualização da infraestrutura para aceder e tratar dados com diferentes formatos. Isto é particularmente desafiante, num contexto em que a AC e respetiva tecnologia ainda não estão amplamente implementadas e estabelecidas, como acima discutido.

Como o *Big Data* está a transformar a auditoria contínua

Embora a recolha de *Big Data* seja relativamente simples, o mesmo não pode dizer-se relativamente ao processamento e extração de informações úteis a partir de grandes quantidades de dados (Brown-Liburd et al., 2015). Uma das maiores preocupações prende-se com a qualidade dos dados, uma vez que o ruído em *Big Data* leva a uma sobrecarga de falsos alertas positivos (Cao et al., 2015). A consistência, identificação, integridade e agregação dos dados são uma preocupação na arquitetura atual da AC, relativamente à camada que trata do fornecimento e filtragem de dados, assim como do diagnóstico (Zhang et al., 2015).

A nova abordagem da AC deve ter em conta a relação entre as fontes dos dados e eventuais inconsistências (por exemplo, nos seus formatos) e, mais importante ainda, quaisquer contradições entre dados de diferentes fontes. A natureza não estruturada dos dados em múltiplos formatos, como texto, imagem ou vídeo, consubstanciam claros desafios para o software de gestão e processamento de dados, bem como para a própria identificação de dados (Brown-Liburd et al., 2015). Por exemplo, o valor de uma determinada transação de venda pode ser facilmente identificado pelo sistema de AC, mas pode ser um desafio relacionar automaticamente esta informação com os respetivos termos e condições de venda, que se encontram num formato textual não estruturado (Zhang et al., 2015). Em configurações ainda menos estruturadas, transações



O *Big Data* tem um grande potencial para influenciar as expectativas dos auditores quanto aos dados financeiros. No entanto, os chamados quatro “Vs” de *Big Data*, os elevados volume, velocidade e variedade, e a veracidade incerta, representam desafios para as capacidades dos métodos de AC...

de venda podem, por exemplo, ser comparadas com os padrões climáticos, de forma a escolher transações específicas de vendas que serão objeto de testes substantivos (Cunningham & Stein, 2018).

Além disso, o volume e a variedade de *Big Data* criam dificuldades na identificação dos dados que foram modificados ou eliminados, de modo a garantir a fiabilidade dos dados em auditoria. Os métodos atuais de verificação da integridade dos dados, tais como a razoabilidade, verificações de edição e comparação com outras fontes, podem não ser exequíveis para aplicações de auditoria de *Big Data*. É necessário descobrir como integrar técnicas de verificação de inconsistência de dados no *Data Warehouse* de auditoria ou MCL sem perder eficiência, e como avaliar a adequação dos métodos atuais para abordar a questão da identificação de dados para a AC com *Big Data* (Zhang et al., 2015). Por outro lado, técnicas para deteção e reparação de dados modificados e incompletos são igualmente imperativos nos sistemas de AC (Zhang et al., 2015).

Como o *Big Data* tem origem em diferentes fontes, a AC precisa de agregá-lo para o resumir e simplificar de uma forma que faça sentido. No entanto, e como já discutido, existe um *trade-off* na agregação dos dados. Por outro lado, a limitação de processamento por parte dos auditores relacionada com a sobrecarga de informação, a relevância da informação e a ambiguidade são particularmente relevantes com o *Big Data* (Brown-Liburd et al., 2015). A título de exemplo, uma experiência revelou que dados mais variados conduzem a uma avaliação de risco mais conservadoras e mais recomendações acerca das deficiências encontradas, quando comparadas com um relatório tradicional, em particular quando emitido sob pressão de prazos (Holtz & Loraas, 2021). Para contrariar este aumento de aversão ao risco devido à sobrecarga cognitiva, Holtz & Loraas (2021) sugere o uso de ferramentas de visualização interativa (em vez de meras apresentações estáticas) para permitir aos auditores escolherem de forma flexível a representação mais adequada às suas várias linhas de pensamento (para outro exemplo da visualização de *Big Data* na auditoria, ver Cunningham & Stein, 2018). No mesmo sentido, Salijeni et al. (2021) destacam as capacidades de visualização como essenciais para identificar deficiências e áreas de risco na auditoria, e melhorar a comunicação dos auditores com os seus clientes e a partilha das suas conclusões e julgamentos efetuados. Deste modo, a AC pode ser reforçada pelo *Big Data* mas, tendo em conta os desafios persistentes e experiências díspares, os auditores oscilam entre o elogio e a crítica da eficácia do *Big Data* e sua análise, e continuam reticentes quanto à sua utilização (Gepp et al., 2018; Salijeni et al., 2021).

Os recentes avanços tecnológicos também aumentaram a importância dos procedimentos de controlo interno e da CCM. Na terceira secção, em seguida, é descrito o recente desenvolvimento de técnicas de CM.

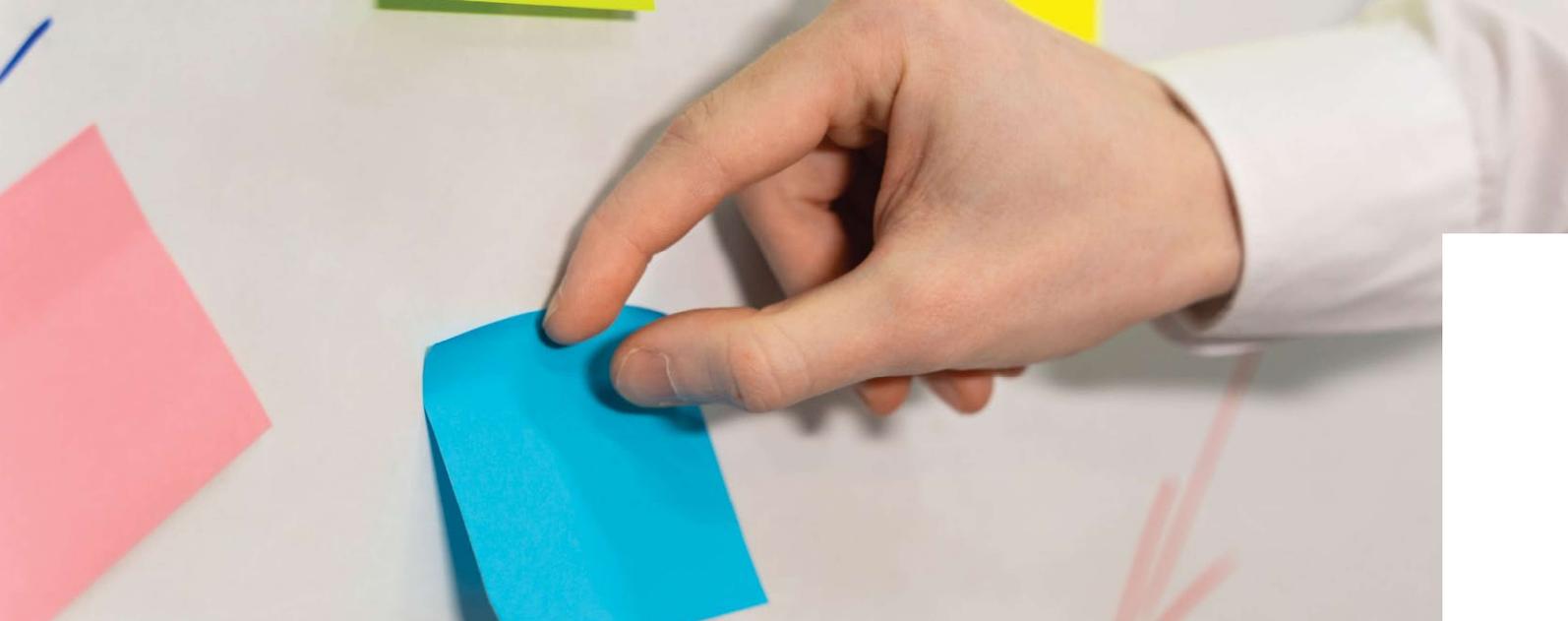
3. O desenvolvimento de atividades contínuas de monitorização e controlo

Atualmente, os diversos processos de negócio geram milhares de fluxos de dados e os ERPs efetuam inúmeros controlos para gerar transações e relatórios. Como já referido, a AC pode ser definida como um processo que testa continuamente os controlos com base em critérios definidos pelo auditor, e os modelos de análise de dados também podem representar um teste direto ao controlo. Passamos agora à CCM, já introduzida na Parte A do trabalho, para aprofundar a análise de como os controlos podem ser monitorizados de forma contínua.

Monitorização das definições de controlo no modelo conceptual da AC

Numa auditoria tradicional, os testes aos controlos são efetuados com base numa amostra, através de inquéritos, observação, inspeção ou reexecução, entre outros, e são geralmente realizados em duas fases distintas: na fase interina dos trabalhos e os restantes na fase final dos trabalhos. No entanto, as tradicionais atividades manuais de auditoria, como a observação e a inspeção, tornaram-se no atual contexto tecnológico menos aplicáveis ou mesmo impossíveis (Chiu et al., 2014), como ilustram os exemplos seguintes. A documentação relativa aos diversos eventos do negócio é cada vez mais assente em processos informáticos que recolhem automaticamente os dados, e as empresas estão a progressivamente implementar documentação eletrónica e processos de aprovação digitais. Os drones já começaram a ser utilizados para observação dos inventários (PwC, 2019); no entanto, a análise de dados (DA) para testes a outros procedimentos de controlo interno, tais como testar a natureza dos registos contabilísticos ou logins no sistema, ainda não está amplamente implementada (FRC, 2017), mesmo com o surgimento de novas tecnologias.

A análise de processos em termos analíticos (*process analytics*) envolve a análise de dados extraídos de diferentes pontos no fluxo da transação e, consequentemente, envolve dados mais complexos (FRC, 2017). Para detetar desvios aos controlos, o *software* de auditoria para CCM procura, por exemplo, em tabelas de dados mestres para verificar os terceiros aprovados pelos responsáveis pelo negócio (por exemplo, clientes e fornecedores). No entanto, a obtenção de dados para utilizar o *process analytics* de forma eficiente continua a ser um difícil obstáculo para os auditores.



A implementação prática da CCM, através da utilização quer de MCL quer de EAM, é mais baixa do que o previsto há alguns anos (Vasarhelyi et al., 2012). Uma possível razão é que a validação da eficácia de qualquer controlo manual através de uma metodologia CCM deve ser formalizada através da conversão do controlo manual para plataformas automatizadas (Vasarhelyi et al., 2010). No entanto, como alternativa a usar programas de auditoria formais num formato executável integrado no *software* CCM, o *process mining* (PM), analisado em seguida, tem surgido como uma alternativa.

Process mining como uma ferramenta de auditoria

Process mining (PM) é um método de análise de dados para avaliar ficheiros de *logs* nos ERP, recolher informações sobre as ações efetivamente realizadas pelos utilizadores ao executar as suas tarefas, no sentido de posteriormente identificar transações que não seguiram o *workflow* aprovado (Jan et al., 2013; Chiu & Jans, 2019; Werner et al., 2021). A informação é extraída de um registo de eventos (*event log*), que consiste num registo cronológico das atividades informatizadas, guardadas num ficheiro específico no sistema. Trata-se de uma ferramenta de auditoria distinta, porque se centra no percurso das transações, e não diretamente na validação dos valores no processo em causa, e porque utiliza toda a população, em vez de uma amostra. É, assim, uma ferramenta eficaz para testes aos controlos, o que contrasta com a abordagem tradicional. Os dados registados por um sistema ERP incluem não só as entradas feitas pelos utilizadores desse sistema, os *dados de entrada*, mas também os *meta-dados*, que são informações automaticamente registadas pelo sistema sobre essa entrada e, como tal, de particular interesse para o auditor (Jan et al., 2014). Para criar um registo de eventos, os dois tipos de dados são extraídos de várias tabelas em toda a base de dados do sistema ERP e são colocados numa base de dados estruturada para permitir uma análise adequada da entrada (atividade) e de outras informações sobre

o funcionamento efetivo do processo. No entanto, o principal desafio é o sistema ERP capturar os metadados localizados em numerosas tabelas para criar um registo de eventos estruturado e utilizável (Jan et al., 2014).

Além de obter a meta-informação sobre entradas individuais de dados, o PM tem a capacidade de detetar padrões relativos a transações e aos utilizadores que introduzem esses dados, tais como, por exemplo, se determinadas transações estão regularmente associadas a uma determinada entidade, a um determinado momento, ou a uma determinada ordem (Jan et al., 2013). Chiu & Jans (2019) exploraram como o PM pode ser usado para avaliar a eficácia do controlo interno, e Jan et al. (2013) identificaram os fatores geradores de valor acrescentado do PM quando aplicado à auditoria. Globalmente, estes estudos revelam a utilidade do PM quando implementado como uma ferramenta complementar de procedimento analítico para a AC, particularmente no contexto da CCM.

Contribuição do process mining em auditoria contínua

Como já discutido, um dos principais problemas com a utilização de *analytics* é o número potencialmente elevado de falsos positivos. Como procedimento de *follow-up*, o PM pode ser de grande valia para explorar em profundidade as circunstâncias que deram origem aos desvios identificadas nos testes analíticos, para identificar uma falha de controlo ou, em alternativa, para melhorar os modelos com o objetivo de reduzir futuros falsos positivos (Jan et al., 2013; Werner et al., 2021). Singh & Best (2015) desenvolveu um protótipo de um sistema de monitorização contínua baseado exclusivamente na atividade de transações registadas por utilizadores com determinados perfis, de modo a criar um histórico de transações e a identificar relações entre indivíduos, à medida que os eventos ocorrem. Os autores demonstraram que é viável implementar CM na prática utilizando toda a população de dados de entrada e de meta-dados de um ERP, para fortalecer o processo de auditoria. Becker & Buchkremer

(2019) implementaram uma aplicação de *process mining* numa instituição financeira, e utilizaram-na para monitorizar, em tempo real, o cumprimento (*compliance*) na execução efetiva das atividades e controlos dos processos de negócio no sentido de analisarem detalhadamente atividades e durações potencialmente *non-compliant*.

O PM pode ser utilizado em conjunto com outros procedimentos analíticos para direcionar os testes a efetuar pelo auditor; todavia, o PM também pode ser usado como um procedimento analítico primário, em vez de apenas como modelizador de processos de negócio (Jan et al., 2014). Esclarecer se o PM pode complementar, em vez de substituir, a análise da CCM, exige investigação adicional. Dadas as dificuldades e o elevado custo de aplicação do PM a todos os dados de uma organização em tempo oportuno, pode haver vantagens em restringir o PM aos registos de eventos das transações anómalas a serem verificadas e investigadas (Jan et al., 2014).

4. Conclusão

O paradigma tradicional de auditoria, baseado na amostragem, ainda é dominante nos dias de hoje, embora um aumento significativo do uso de *data analysis* esteja a transformar o processo de auditoria (CPAB Exchange, 2019). A tecnologia desenvolve-se a um ritmo acelerado, e genericamente as empresas têm sido rápidas na sua adoção - ao contrário da auditoria, que não foi tão rápida. O desenvolvimento de sistemas ERP fornece as infraestruturas necessárias para a transformação efetiva da abordagem de auditoria, passando de uma revisão periódica para um processo de auditoria em tempo real (ou quase) através de aplicações de AC e PM. Apesar dos enormes desafios, tem havido alguma aplicabilidade destas abordagens, nomeadamente por auditores internos; todavia, os auditores externos têm sido substancialmente mais lentos a adotá-las.

A lição a retirar das implementações da AC é simples: as organizações e os auditores devem começar por uma escala reduzida na exploração das tecnologias envolvidas (Chan & Vasarhelyi, 2011) e na definição das organizações em que estas são implementadas (Tysiac, 2022). Dado que a relevância da automação dos dados, processos e controlos é essencial no desenvolvimento da AC, as organizações que já possuem processos e controlos automatizados robustos são mais adequadas para iniciar a adoção da abordagem da AC.

Algumas perguntas, no entanto, subsistem. Os sistemas de informação, tanto no domínio da contabilidade como empresarial, são tecnologias em constante evolução, e os sistemas da AC precisam de se adaptar ao fenómeno do *Big Data* e de assegurar a qualidade do processamento dos dados. Será a atual arquitetura de AC, ainda não amplamente implementada, eficaz para os ERPs do futuro e adaptável aos desafios do *Big*



A metodologia assente em análise de dados levará a que o julgamento por parte do auditor tenha uma importância muito mais significativa, devido ao número potencialmente elevado de anomalias e desvios a avaliar e de métricas a serem continuamente revistas...

Data? Será a hibridização entre os procedimentos de auditoria contínuos e tradicionais o melhor caminho para a eficácia da AC, no ambiente atual e futuro? Os modelos de formulação de expectativas têm de ser desenvolvidos para cada processo de negócio podendo variar entre processos e épocas do ano (Kogan et al., 2014); será o PM a melhor metodologia de CCM? Dado que os riscos de negócio estão em constante mutação, os procedimentos CDA e CCM podem ter de ser constantemente adaptados; mas, como utilizar a tecnologia para monitorizar e avaliar continuamente esses riscos e a *compliance* organizacional, a fim de redirecionar os procedimentos de auditoria? Estas são questões relevantes, mas apenas parcialmente respondidas, em teoria e na prática. Entretanto, os auditores continuarão a desenvolver e a aperfeiçoar ferramentas para extrair informações que suportem uma maior utilização da análise de dados, antes de se transferirem efetivamente para um novo paradigma de análise *contínua* de dados e de adotarem plenamente a AC.

Finalmente, embora a arquitetura do sistema e as componentes de *software* sejam importantes fundamentos para implementar a AC com sucesso, as valências do auditor também são fundamentais. Estas vão desde valências *hard* (por exemplo, Cunningham & Stein, 2018) a *soft* (por exemplo, Codesso et al., 2020) identificou o tom inovador da equipa de auditoria como um fator de sucesso para implementar a AC). A metodologia assente em análise de dados levará a que o julgamento por parte do auditor tenha uma importância muito mais significativa, devido ao número potencialmente elevado de anomalias e desvios a avaliar e de métricas a serem continuamente revistas (Vasarhelyi et al., 2010; Tysiac, 2022). Os recém-

graduados admitidos em firmas de auditoria, agora e no futuro, terão as competências exigidas pela AC (Cunningham & Stein, 2018), e serão capazes de desenvolver o seu julgamento de auditor sem a experiência e conhecimentos adquiridos através das tradicionais tarefas de auditoria? Recrutar e reter as pessoas certas, com as valências adequadas para interpretar os dados analíticos inerente à AC, pode não ser fácil (PwC, 2019).

A evolução em direção à AC pode levar tempo e implementá-la pode ser complexo, mas não será um desafio intransponível. Com efeito, num contexto de constantes mudanças nos negócios e nas tecnologias, a AC não é apenas um imperativo, mas também uma enorme oportunidade para o progresso da atividade e da profissão de auditoria.

Referências bibliográficas

Alles M., Kogan, A., & Vasarhelyi, M.A. (2008). Putting Continuous Auditing Theory Into Practice: Lessons From Two Pilot Implementations. *Journal of Information Systems*, 22(2), 195–214. <https://doi.org/10.2308/jis.2008.22.2.195>

Alles, M., Brennan, G., Kogan, A., & Vasarhelyi, M.A. (2006). Continuous monitoring of business process controls: a pilot implementation of a continuous auditing system at Siemens. *International Journal of Accounting Information Systems*, 7(2), 137–161. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2005.10.004>

Becker, M., & Buchkremer, R. (2019). A practical process mining approach for compliance management. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 27(4), 464–478. <https://doi.org/10.1108/JFRC-12-2018-0163>

Brown-Liburd, H., Hussein I., & Lombardi, D. (2015). Behavioral Implications of Big Data's Impact on Audit Judgment and Decision Making and Future Research Directions. *Accounting Horizons*, 29(2), 451–468. <https://doi.org/10.2308/acch-51023>

Canadian Institute of Chartered Accountants/American Institute of Certified Public Accountants (CICA/AICPA). (1999). *Continuous auditing*, Research Report, Toronto, Canada.

Cao, M., Chychyla R., & Stewart. T. (2015). Big Data Analytics in Financial Statement Audits. *Accounting Horizons*, 29(2), 423–429. <https://doi.org/10.2308/acch-51068>

Chan, D.Y., & Vasarhelyi, M.A. (2011). Innovation and practice of continuous auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 12, 152–160. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2011.01.001>

Chiu, T., & Jans, M. (2019). Process mining of event logs: a case study evaluating internal control effectiveness. *Accounting Horizons*, 33(3), 141–156. <https://doi.org/10.2308/acch-52458>

Chiu, V., Liu Q., & Vasarhelyi, M.A. (2014). The Development and Intellectual Structure of Continuous Auditing Research. *Journal of Accounting Literature*, 33(1), 37–57. <https://doi.org/10.1016/j.acclit.2014.08.001>

Codesso, M., Freitas, M.M., Wang, X., Carvalho, A., & Filho, A. (2020). Continuous Audit Implementation at Cia. Hering in Brazil. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(2), 103–118. <https://doi.org/10.2308/JETA-2020-006>

CPAB Exchange. (2019). *Enhancing audit quality through data analytics*. https://cpab-crc.ca/docs/default-source/thought-leadership-publications/data_analytics_tlp_en_20190401.pdf?sfvrsn=ac6110c3_28, acedido em 18/01/2024.

Cunningham, L.M., & Stein, S.E. (2018). Using visualization software in the audit of revenue transactions to identify anomalies. *Issues in Accounting Education*, 33(4), 33–46. <https://doi.org/10.2308/IACE-52146>

FRC (2017). *Audit Quality Thematic Review. The Use of Data Analytics in the Audit of Financial Statements*. <https://www.frc.org.uk/>

getattachment/4fd19a18-1beb-4959-8737-ae2dca80af67/AQTR_Audit-Data-Analytics-Jan-2017.pdf, acedido em 18/01/2024.

Freitas, M.M., Codesso, M., & Augusto, A.L.R. (2020). Implementation of Continuous Audit on the Brazilian Navy Payroll. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(2), 157–171. <https://doi.org/10.2308/JETA-2020-047>

Gepp, A., Linnenluecke, M., O'Neill, T., & Smith, T. (2018). Big Data Techniques in Auditing Research and Practice: Current Trends and Future Opportunities. *Journal of Accounting Literature*, 40, 102–115. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2930767>

Holt, T.P., & Loraas, T.M. (2021). A potential unintended consequence of big data: Does information structure lead to suboptimal auditor judgment and decision-making?. *Accounting Horizons*, 35(3), 161–186. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-19-123>

Jan, M., Alles, M., & Vasarhelyi, M. A. (2014). A Field Study on the Use of Process Mining of Event Logs as an Analytical Procedure in Auditing. *The Accounting Review*, 89(5), 1751–1773. <https://doi.org/10.2308/accr-50807>

Jan, M., Alles, M., & Vasarhelyi, M.A. (2013). The Case for Process Mining in Auditing: Sources of Value Added and Areas of Application. *International Journal of Accounting Information Systems*, 14, 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2012.06.015>

Kogan, A., Alles, M., Vasarhelyi, M.A., & Wu, J. (2014). Design and Evaluation of a Continuous Data Level Auditing System. *Auditing: A Journal of Theory and Practice*, 33(4), 221–245. <https://doi.org/10.2308/ajpt-50844>

Kuhn, J.R.Jr., & Sutton, S.G. (2010). Continuous Auditing in ERP System Environments: The Current State and Future Directions. *Journal of Information Systems*, 24(1), 91–112. <https://doi.org/10.2308/jis.2010.24.1.91>

PwC. (2019). *PwC completes its first stock count audit using drone technology*. <https://www.pwc.co.uk/press-room/press-releases/pwc-first-stock-count-audit-drones.html>, acedido em 18/01/2024.

Rezaee, Z., Sharbatoghlie, A., Elam, R., & McMickle, P.L. (2002). Continuous Auditing: building automated auditing capability. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 21(1), 147–163. <https://doi.org/10.2308/aud.2002.21.1.147>

Salijeni, G., Samsonova-Taddei, A., & Turley, S. (2021). Understanding How Big Data Technologies Reconfigure the Nature and Organization of Financial Statement Audits: A Sociomaterial Analysis. *European Accounting Review*, 30(3), 531–555. <https://doi.org/10.1080/09638180.2021.1882320>

Singh, K., & Best, P.J. (2015). Design and Implementation of Continuous Monitoring and Auditing in SAP Enterprise Resource Planning. *International Journal of Auditing*, 19, 307–317. <https://doi.org/10.1111/ijau.12051>

Titera, W.R. (2013). Updating Audit Standard – Enabling Audit Data Analysis. *Journal of Information Systems*, 27(1), 325–331. <https://doi.org/10.2308/isys-50427>

Tysiac, K. (2022). Embracing technology in the audit. *Journal of Accountancy*, 2, 8-11.

Vasarhelyi, M.A., & Halper, F.B. (1991). The Continuous Audit of Online Systems. *Auditing A Journal of Practice and Theory*, 10(1), 110-125.

Vasarhelyi, M.A., Alles, M., & Williams, K.T. (2010). *Continuous Assurance for the Now Economy*. The Institute of Chartered Accountants in Australia.

Vasarhelyi, M.A., Alles, M., & Kogan, A. (2004). Principles of Analytic Monitoring for Continuous Assurance. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 1, 1-21. <https://doi.org/10.2308/jeta.2004.1.1.1>

Vasarhelyi, M.A., Alles, M., Kuenkaikaw, S., & Little, J. (2012). The Acceptance and Adoption of Continuous Auditing by Internal Auditors. *International Journal of Accounting Information Systems*, 13, 267-281. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2012.06.011>

Werner, M., Wiese, M., & Maas, A. (2021). Embedding process mining into financial statement audits. *International Journal of Accounting Information Systems*, 41, 100514. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100514>

Yoon, K., Liu, Y., Chiu, T., & Vasarhelyi, M.A. (2021). Design and evaluation of an advanced continuous data level auditing system: A three-layer structure. *International Journal of Accounting Information Systems*, 42, 100524. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100524>

Zhang, J., Yang, X., & Appelbaum, D. (2015). Toward Effective Big Data Analysis in Continuous Auditing. *Accounting Horizons*, 29(2), 469–476. <https://doi.org/10.2308/acch-51070>



S IPTA Sistema Informático de
Papéis de Trabalho de Auditoria

O SOFTWARE PORTUGUÊS DE AUDITORIA



ONLINE E INTEGRADO · TODAS AS ETAPAS DA AUDITORIA
 MAPAS DE TRABALHO AUTOMÁTICOS · AMOSTRAGEM · APP SIPTA MOBILE
 PLATAFORMA DE CIRCULARIZAÇÃO · DF'S E RÁCIOS AUTOMÁTICOS
 AUTORIDADE TRIBUTÁRIA · GESTÃO DA QUALIDADE (ISQM)
 INTERAÇÃO COM A ENTIDADE AUDITADA

www.sipta.pt · geral@sipta.pt · 239 918 214

Desenvolvido por



WIS4
Web Integrated Systems, Lda