



MADALENA SABINO TEIXEIRA

Licenciada em Ciências de Engenharia e Gestão Industrial

A IMPORTÂNCIA DO CONTROLO ESTATÍSTICO DE PROCESSOS NA INDÚSTRIA 4.0

MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA E GESTÃO INDUSTRIAL

Universidade NOVA de Lisboa

Março, 2023

A IMPORTÂNCIA DO CONTROLO ESTATÍSTICO DE PROCESSOS NA INDÚSTRIA 4.0

MADALENA SABINO TEIXEIRA

Licenciada em Ciências de Engenharia e Gestão Industrial

Orientadora: Professora Doutora Ana Sofia Leonardo Vilela de Matos,
Professora Associada, FCT NOVA

Júri:

Presidente: Helena Maria Lourenço Carvalho Remígio,
Professora Associada, FCT NOVA

Arguentes: André Mendes de Carvalho,
Professor Auxiliar, FCT NOVA

Orientador: Ana Sofia Leonardo Vilela de Matos,
Professora Associada, FCT NOVA

A importância do Controlo Estatístico de Processos na Indústria 4.0

Copyright © Madalena Sabino Teixeira, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

AGRADECIMENTOS

A realização desta dissertação de mestrado contou com importantes apoios e incentivos sem os quais não se teria tornado realidade e aos quais estarei eternamente grata.

Primeiramente, gostaria de agradecer à meu orientadora, Prof.^a Doutora Ana Sofia Leonardo Vilela de Matos, pela orientação, paciência e apoio constantes durante todo o processo de pesquisa. O Seu conhecimento foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho.

Por fim, gostaria de expressar minha gratidão aos meus familiares e amigos, em especial aos meus pais e namorado, pelo apoio incondicional, encorajamento e motivação, mesmo nos momentos mais desafiadores.

RESUMO

Recentemente, houve uma grande mudança nos hábitos de consumo da sociedade, com a busca por soluções personalizadas e acessíveis. Para atender a essas necessidades, a indústria tem se concentrado em inovar em seus processos de produção, oferecendo maior flexibilidade na personalização dos produtos sem aumentar significativamente os custos. No entanto, muitas empresas enfrentam desafios ao usar ferramentas tradicionais como o Controle Estatístico de Processos para monitorar processos de produção em tempo real, especialmente quando há grandes quantidades de dados, dados não normalmente distribuídos ou muitas variáveis para estudar simultaneamente. A Indústria 4.0 é uma tecnologia que pode complementar o poder do SPC, permitindo monitorar processos em tempo real e detetar problemas imediatamente. A utilização conjunta dessas ferramentas pode aumentar a eficiência dos processos, permitindo que a equipe de produção tome decisões informadas baseadas em dados, o que pode levar a uma redução de desperdícios e a uma melhoria na qualidade dos produtos.

Nesse contexto, foi feita uma revisão sistemática da literatura utilizando as expressões "Statistical Process Control" e "Industry 4.0", onde foram analisados um total de 21 artigos.

De um modo mais específico, essa análise permitiu concluir que existem 3 grandes utilizações conjuntas entre o Controle Estatístico de Processos e as tecnologias da Indústria 4.0, sendo que a primeira descreve como se deve aplicar as ferramentas da Indústria 4.0 num contexto do Controle Estatístico de Processos, mas não é aplicada na prática. Numa segunda abordagem, é referido como as ferramentas da Indústria 4.0 complementam o Controle Estatístico de Processos, com pouca automatização. Uma última abordagem, concluiu-se que existem modelos e sistemas que já trabalham com o Controle Estatístico de Processos e tecnologias da Indústria 4.0 de forma totalmente automatizada.

Palavras chave: Controle Estatístico de Processos, Indústria 4.0

ABSTRACT

Recently, there has been a major change in society's consumption habits, with the search for personalized and affordable solutions. To meet these needs, the industry has focused on innovating in its production processes, offering greater flexibility in customizing products without significantly increasing costs. However, many companies face challenges when using traditional tools like Statistical Process Control to monitor production processes in real time, especially when there are large amounts of data, data not normally distributed, or many variables to study simultaneously. Industry4.0 is a technology that can complement the power of SPC, allowing you to monitor processes in real time and detect problems immediately. The joint use of these tools can increase the efficiency of processes, allowing the production team to make informed decisions based on data, which can lead to a reduction in waste and an improvement in product quality.

In this context, a systematic review of the literature was performed using the expressions "Statistical Process Control" and "Industry 4.0", where a total of 21 articles were analyzed.

More specifically, this analysis led to the conclusion that there are 3 major joint uses between Statistical Process Control and the technologies of Industry 4.0, the former of which describes how the tools of Industry4.0 should be applied in the context of Statistical Process Control, but it is not applied in practice. In a second approach, it is referred to as Industry 4.0's tools complement Statistical Process Control, with little automation. A final approach, it was concluded that there are models and systems that already work with the Statistical Control of Processes and technologies of Industry 4.0 in a fully automated way.

Keywords: Statistical Process Control, Industry 4.0

ÍNDICE

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Enquadramento e Motivação	1
1.2	Objetivos do Trabalho	2
1.3	Metodologia do Estudo	3
1.4	Estrutura da Dissertação	4
2	CONTROLO ESTATÍSTICO DE PROCESSOS (SPC)	7
2.1	Conceito de qualidade	8
2.2	História do SPC	9
2.3	Conceitos e Princípios SPC	10
2.3.1	Controlo da Qualidade.....	10
2.3.2	Controlo e Variação do Processo.....	11
2.3.3	Implementação das Cartas de Controlo.....	12
2.3.4	Tipos de Cartas.....	16
2.3.5	Capacidade do Processo	22
2.4	Controlo Estatístico de Processos Multivariado	24
2.4.1	Cartas Multivariadas Tradicionais	26
2.4.2	Interpretação das Cartas Multivariadas	29
3	INDÚSTRIA 4.0	31
3.1	História	31
3.2	Enquadramento, Objetivo e Características	32

3.3	Tecnologias Emergentes Utilizadas.....	34
3.4	Impacto	36
3.4.1	Benefícios da Indústria 4.0.....	37
3.4.2	Desafios, Barreiras e Problemas.....	40
4	INTEGRAÇÃO DO SPC COM A INDÚSTRIA 4.0.....	43
4.1	Método da Pesquisa	43
4.2	Resultados.....	44
4.3	Discussão dos Resultados	54
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	61
	BIBLIOGRAFIA	63

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 - Fases de implementação das Cartas de Controlo	12
Figura 2.2 - Fases da construção das Cartas de Controlo	14
Figura 2.3 - Regras para deteção de padrões nas Cartas de Controlo	15
Figura 3.1 - Revoluções industriais	32
Figura 4.1 - Método de pesquisa utilizado	44
Figura 4.2 - Evolução de publicações ao longo dos anos	53
Figura 4.3 - Resultado EDSS	56
Figura 4.4 - Abordagem proposta do <i>Smart Process Control</i> e os seus principais elementos	59

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1 - Ferramentas da Qualidade	11
Tabela 2.2 - Tipos de Cartas para Controlo de Variáveis (parâmetros do processo não conhecidos).....	17
Tabela 2.3 - Estimação dos parâmetros para as Cartas de Variáveis.....	18
Tabela 2.4 - Tipos de Cartas para Controlo de Atributos (parâmetros do processo não conhecidos).....	19
Tabela 2.5 - Índices de Capacidade do Processo	23
Tabela 2.6 - Resumo das fases do MSPC.....	26
Tabela 4.1 - Resumo dos artigos das abordagens alternativas ao uso do SPC no contexto da Indústria 4.0	46
Tabela 4.2 - Resumo dos artigos que demonstram a importância e as mais valias da combinação do SPC com as tecnologias da I4.0	47
Tabela 4.3 - Resumo dos artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da I4.0	48

SIGLAS

ANN - *Artificial Neural Networks*
APQP - *Advance Product Quality Planning*
ARL - *Average Run Length*
APC - *Automated Process Control*
CBR - *Case-Based Reasoning*
CNC - *Computerized Numerical Control*
CPS - *Cyber Physical System*
CUSUM - *Cumulative Sum*
CWT - *Continuous Wavelet Transform*
DLR - *Double Linear Regression*
EDSS - *Expert Decision Support System*
EKF - *Extended Kalman filter*
ES – *Expert System*
EWMA - *Exponentially Weighted Moving Average*
FFT - *Fast Fourier Transform*
GUI - *Graphical User Interface*
I4.0 – *Indústria 4.0*
IGNB - *Incremental Gaussian Naïve Bayes*
IoT – *Internet of Things*
IIoT – *Industrial Internet of Things*
ISPC - *Intelligent Statistical Process Control*
LC - *Limite Central*
LIC – *Limite Inferior de Controlo*

LSC - Limite Superior de Controlo
LVM - *Latent Variables Model*
ML- *Machine Learning*
NN - *Neural Networks*
MSPC – *Multivariate Statistical Process Control*
PCA – *Principal Components Analysis*
PLC - *Programmable Logic Controller*
PLM - *Product Lifecycle Management*
RCA – *Root Cause Analysis*
SCADA - *Supervisory Control and Data Acquisition*
SMEs - *Small and Medium-sized Enterprises*
SVM - *Support Vector Machine*
SPC - *Statistical Process Control*
SPCC - *Statistical Process Control Chart*
TQM - *Total Quality Management*

INTRODUÇÃO

No primeiro capítulo deste documento, são discutidos o contexto e a relevância do tema da dissertação, além de apresentar-se uma justificativa para a escolha do assunto. Também são mencionados os objetivos que se pretendem alcançar com o trabalho que foi desenvolvido e a metodologia que será aplicada. Por fim, é explicada a estrutura do documento referindo-se quais os capítulos e os respectivos subcapítulos.

1.1 Enquadramento e Motivação

As empresas podem aumentar a sua competitividade por meio da melhoria da qualidade do produto, com a implementação e aplicação do Controlo Estatístico de Processos (SPC), sendo este uma ferramenta de sucesso na melhoria contínua da capacidade de produção em sistemas de fabrico (Dzanga, 2022; Erem & Mahmood, 2023). O SPC é capaz de fornecer um diagnóstico eficaz na prevenção e deteção de defeitos produtivos, monitorizar o comportamento do processo e igualmente, auxiliar no aumento da produtividade da empresa, sendo assim uma abordagem de controlo da qualidade de vital importância para o sistema de indústria atual (Alım & Kesen, 2023).

Além disso, embora os requisitos específicos direcionados para o processo produtivo sejam de grande relevância, é essencial que a produção atenda aos requisitos específicos dos clientes (Pop & Țîțu, 2020). Sendo as ferramentas do SPC de grande importância no que diz respeito à fabricação de produtos e à melhoria da qualidade dos mesmos para os clientes, os resultados da sua utilização permitem que as empresas assegurem a estabilidade do processo e facilitam as tomadas de decisões sobre as ações a efetuar para a melhoria da gestão da qualidade (Tiryaki & Aydn, 2022).

Apesar de não ser a única, nem necessariamente a mais importante, a área da produção é fortemente afetada pelo uso do SPC (Madanhire & Mbohwa, 2016). Todavia, de acordo com Sofijanov & Mitev, (2021) existem outras áreas onde o SPC pode ser aplicado, nomeadamente na área da saúde para a deteção de anomalias (Baker et al., 2022), na área da manutenção relacionada com a condição das máquinas (Rasay et al., 2022), e na área financeira para vigiância de portfólios, negociação de ações, e taxas de juro (Bisiotis et al., 2022). Segundo Kurnia et al., (2021), o SPC é uma ferramenta bem estabelecida e tem sido recentemente utilizada na produção de software. A produção de software não é como o fabrico porque requer mais recursos humanos e máquinas, resultando na produção única de um item. Por fim, existe outra área onde o SPC tem vindo a ser bastante utilizado que é a área tecnológica, especificamente no mundo da inteligência artificial, um dos campos de estudo muito trabalhado na Indústria 4.0 (Boaventura et al., 2022).

A necessidade de trabalhar com processos estáveis e previsíveis, de ter que haver dados suficientes que seguem uma distribuição normal, de requer conhecimentos de conceitos estatísticos, e de resolver problemas só após a ocorrência dos mesmos, são algumas das limitações do SPC que são descritas na literatura (Tesfay, 2021). Mediante o exposto, algumas ferramentas da Indústria 4.0 vêm transformar e complementar algumas dessas lacunas existentes no SPC (Alım & Kesen, 2023).

Consequentemente, devido à existência destas novas tecnologias da Indústria 4.0 que podem ser trabalhadas em conjunto com o SPC, decidiu-se realizar uma revisão sistemática da literatura tendo como referência estes dois grandes temas, com o intuito de demonstrar como estes são trabalhados conjuntamente nos dias atuais e quais as previsões futuras de aplicabilidade.

1.2 Objetivos do Trabalho

No mercado atual, as empresas enfrentam constantes mudanças em vários aspetos, nomeadamente com os avanços tecnológicos, e é crucial para a sua sobrevivência que estas tenham a capacidade de se adaptarem a tais mudanças.

A indústria 4.0 envolve a digitalização e a interconexão de processos de produção, o que traz novos desafios para o controlo estatístico de processos.

A presente dissertação teve por objetivo obter resultados relevantes sobre a importância do SPC na Indústria 4.0, através da elaboração de uma revisão sistemática da literatura. Uma revisão sistemática da literatura sobre o SPC e a Indústria 4.0 é uma tarefa importante para

entender como as técnicas estatísticas têm evoluído para se adaptarem às novas tendências da indústria.

A revisão sistemática permitiu identificar as principais abordagens utilizadas para integrar a análise estatística com os processos de produção na indústria 4.0, assim como as principais ferramentas e tecnologias empregadas para este fim. Além disso, foi possível identificar as principais tendências e desafios na aplicação do controlo estatístico de processos na indústria 4.0, e fazer uma análise crítica sobre os resultados obtidos.

Essa revisão sistemática poderá vir a ser um recurso valioso para pesquisadores, profissionais da indústria e outros interessados em entender as tendências mais recentes no controlo estatístico de processos e a sua aplicabilidade na indústria 4.0.

1.3 Metodologia do Estudo

A realização da presente dissertação assenta em seis etapas, que serão devidamente detalhadas posteriormente, as quais permitirão atingir os objetivos definidos na secção 1.2.

Para além disso, a metodologia de investigação que foi utilizada é a revisão sistemática onde a recolha de dados é secundária, visto que estes mesmos dados já foram anteriormente recolhidos por outros investigadores e a finalidade deve ser analisá-los e discuti-los após a recolha.

- **Etapa 1 – Estado da Arte**

Nesta etapa, foi feita uma revisão da literatura sobre o SPC e a Indústria 4.0. Relativamente ao SPC, foram descritos a história do SPC, e os seus principais conceitos, princípios e aplicações. Quanto à Indústria 4.0, foi descrita a história, o enquadramento, as tecnologias e ainda o seu impacto.

- **Etapa 2 – Método de pesquisa**

Após ficar a conhecer os temas a serem trabalhados ao longo do estudo, foi feita então a revisão sistemática, em que a questão de investigação foi "Quais as abordagens de integração do SPC com as tecnologias da I4.0?", realizada através de base de dados cientificamente relevantes. Através de critérios de inclusão/exclusão, que serão explicados detalhadamente no capítulo quatro deste documento, foram incluídos 21 artigos para posterior análise crítica.

- **Etapa 3 – Recolha de dados**

A análise crítica foi composta por duas etapas: a sintetização dos dados dos artigos e a separação dos artigos em grupos.

- **Etapa 4 – Sintetização dos dados**

Na sintetização dos dados dos artigos, estes foram expostos em tabelas organizados por ano de publicação, a área da indústria na qual o artigo foi aplicado, qual a abordagem proposta e por fim quais as tecnologias da Indústria 4.0 utilizadas, permitindo assim que, posteriormente, se pudessem encontrar semelhanças e diferenças entre os tipos de abordagens existentes na literatura.

- Etapa 5 – Separação dos artigos em grupos

Diretamente relacionada com a interpretação dos dados apurados, esta fase permitiu separar os artigos em quatro grandes grupos para que os mesmos pudessem ser discutidos. Sendo estes grupos compostos por: artigos das abordagens alternativas ao uso do SPC no contexto da Indústria 4.0; artigos que demonstram a importância e as mais valias da combinação do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0; artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da Indústria 4.0; e artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da Indústria 4.0, com módulos em *closed-loop*.

- Etapa 6 – Conclusões e sugestões de melhoria

No final do estudo, foram feitas amplas e abrangentes observações e, com base nessas observações, foram demonstradas as abordagens da aplicação do SPC em conjunto com as tecnologias da Indústria 4.0. Após a revisão sistemática da literatura feita, conclui-se que atualmente existem três abordagens na literatura, estando essas relacionadas com a automatização dos processos. Para além disso, foram também descritas algumas sugestões para trabalhos futuros.

1.4 Estrutura da Dissertação

O presente documento encontra-se dividido em quatro capítulos principais que foram sucintamente descritos a seguir, e ainda um capítulo secundário, as referências do trabalho feito ao longo da dissertação.

No capítulo um, que é o presente capítulo da introdução, o trabalho foi enquadrado e as motivações foram apresentadas. Para além disso, foram também apresentados os objetivos do trabalho, a metodologia sucinta de todos os passos do estudo, e por fim a estrutura da dissertação.

De seguida, no capítulo dois, foi elaborada uma revisão da literatura sobre do Controlo estatístico de Processos que serviu de apoio e base científica para auxiliar o desenvolvimento do trabalho.

Posteriormente, no capítulo três, foi feita uma descrição detalhada da Indústria 4.0 e de algumas ferramentas que fazem parte dessa abordagem. Em suma, foi também feita aqui uma revisão da literatura desta temática, que serviu de apoio ao estudo.

No capítulo seguinte, apresentado como capítulo quatro, foi feita uma revisão sistemática da literatura cujos temas em pesquisas foram o SPC e a Indústria 4.0. Neste capítulo foi decidido um método de pesquisa e foram recolhidos dados que, posteriormente, foram analisados e discutidos de modo a chegar a conclusões sobre a importância do SPC na Indústria 4.0.

Por fim, no capítulo cinco, para além de serem apresentadas as conclusões de todo o trabalho desenvolvido, foram também propostos alguns trabalhos futuros, tendo como base os resultados obtidos ao longo deste estudo, e que, poderão trazer benefícios significativos para empresas que trabalham atualmente nestas duas áreas.

CONTROLO ESTATÍSTICO DE PROCESSOS (SPC)

O Controlo Estatístico de Processos, nesta dissertação designado por SPC (*Statistical Process Control*), é uma técnica de gestão da qualidade utilizada para monitorizar e controlar a qualidade dos processos industriais. Têm como objetivo identificar e corrigir eventuais desvios ou variações que possam ocorrer durante o processo, tornando-o estável e capaz (Hamzah et al., 2020).

A estabilidade do processo é atingida quando as causas especiais de variação (esperadas) são eliminadas e estão presentes no processo apenas as causas comuns de variação (esperadas) (Keller et al., 2020). No entanto, a estabilidade do processo não indica se o processo é capaz de produzir segundo as especificações. É também necessário fazer o estudo da Capacidade do Processo de modo a perceber se o produto/serviço cumpre as especificações definidas (Schipers, 2001).

As Cartas de Controlo são a ferramenta chave para a monitorização e controlo de processo e a sua aplicação requer a observação dos dados ao longo do tempo. Estas cartas são compostas por uma Linha Central (LC) que representa o nível do processo histórico e por Limites de Controlo Superior e Inferior (LSC e LIC). Os limites de controlo são geralmente situados a $\pm 3\sigma$ da linha central, onde σ é o desvio padrão estimado da média da amostra. O processo encontra-se fora de controlo quando se encontram valores fora dos limites de controlo.

De modo a aumentar a sensibilidade de deteção de pequenas e médias alterações dos parâmetros do processo outros métodos podem ser aplicados. As Regras de Deteção de Causas Especiais indicam a ocorrência de uma situação de fora de controlo, a partir da identificação de padrões não aleatórios, no entanto esta aplicação aumenta também o número de falsos alarmes que, por consequência, aumenta os custos da qualidade. Já a implementação das Cartas

de Controlo Especiais, aumenta a sensibilidade sem aumentar os custos (Woodall & Montgomery, 1999).

Este capítulo é composto pelo Conceito de Qualidade, a História do SPC bem como os seus Conceitos e Princípios, e ainda o Controlo Estatístico Multivariado. Nos Conceitos e Princípios do SPC é abordado o controlo da qualidade, o controlo e variação do processo, a implementação das Cartas de Controlo, os tipos de Cartas e a Capacidade do Processo.

2.1 Conceito de qualidade

A noção de qualidade é inerente à natureza humana desde tempos antigos e tem sido aplicada de múltiplas formas ao longo da história.

Existem várias definições da qualidade que, de um modo geral, podem ser agrupadas em dois grupos: qualidade em função das especificações e qualidade segundo a satisfação dos clientes (Hoyer & Hoyer, 2001).

De seguida são apresentadas as definições da qualidade na perspetiva dos maiores contribuidores do SPC, bem como a suas contribuições para a qualidade.

Segundo Walter A. Shewhart, a qualidade tem dois lados, um lado subjetivo (necessidades e expectativas do cliente) e um lado objetivo (especificações do produto). Para ele, deve-se usar a estatística para obter informações sobre as necessidades do cliente em relação a um produto ou serviço, e traduzi-las em características mesuráveis de um específico produto/serviço de modo a satisfazer o mercado (Hoyer & Hoyer, 2001). A maior contribuição de Shewhart foi o SPC e as Cartas de controlo, mas também desenvolveu o ciclo PDSA que mais tarde se tornou em PDCA (Kiran, 2017).

Para William E. Deming, a qualidade deve ser definida em termos da satisfação do cliente. Defende que a qualidade é multidimensional, que se traduz em ser impossível definir a qualidade de um produto em função apenas de uma característica. Para ele existem vários graus de qualidade, pois a qualidade de um produto para um cliente específico, é maior comparado com outro, caso satisfaça melhor as suas necessidades e expectativas (Hoyer & Hoyer, 2001). Deming contribui para a revolução da qualidade no Japão, onde promoveu e aplicou o SPC, popularizou o ciclo PDCA e contribuiu para fundação do TQM (Total Quality Management) (Smith, 2021).

Joseph M. Juran admite ser difícil definir a qualidade e sugere "*fitness for use*". Nesta definição os conceitos de "*features*" e "*freedom from deficiencies*" são fundamentais. A qualidade, de acordo com Juran, é a capacidade de um produto ou serviço atender às necessidades e

expectativas do cliente. Isso é alcançado por meio da presença de características que o tornam adequado para o uso pretendido e da ausência de deficiências que possam afetar negativamente o desempenho ou a satisfação do cliente. A principal contribuição de Juran foi a sua trilogia, conhecida por *Juran Trilogy*, e também acompanhou Deming na revolução da qualidade no Japão (Bisgaard, 2008).

2.2 História do SPC

Durante a 1ª Guerra Mundial (1914-1918) a inspeção a 100% foi o processo de avaliação da qualidade mais utilizado para garantir que os equipamentos militares cumprissem as especificações. Ficando esta fase da Qualidade conhecida como por Inspeção (Pereira & Requeijo, 2012).

Em 1920 Shewhart publica sobre as Cartas de Controlo, mas embora estes trabalhos tenham grande relevância para o SPC e para a Qualidade, estes não foram aplicados pois na mesma época (fase do Controlo Estatístico da Qualidade) Dogde e Romig desenvolvem a amostragem de aceitação. Esta abordagem, em alternativa à inspeção a 100%, consistia na inspeção de uma amostra de um lote e a sua posterior classificação (rejeição ou não do lote). Existem vários problemas com esta abordagem, nomeadamente o facto de que sendo o lote inspecionado no final da sua produção, caso haja problemas com o mesmo, este era descartado, e mesmo se houvesse a possibilidade de o lote ser retrabalhado, o custo da qualidade aumenta. Outro grande problema é o risco do consumidor, ou seja, como é apenas analisada uma amostra do lote, existe a possibilidade de haver peças defeituosas. Apesar destes problemas esta abordagem foi muito utilizada por ser "sólida" matematicamente, mais fácil de compreender e mais económica (Pereira & Requeijo, 2012).

Em 1939 começou a 2ª Guerra Mundial e com ela veio a produção em massa de produtos complexos que não poderiam ter defeitos, houve então a necessidade de substituir a inspeção por uma abordagem preventiva (Hoyer & Hoyer, 2001). Veio então à tona o trabalho do Shewhart e o SPC foi aplicado pela primeira vez em grande escala nos EUA no fabrico de munições. É de referir que na maior parte das empresas a inspeção ainda era a filosofia adotada, mas nesta altura, nos EUA, as Cartas de Controlo começaram a ser utilizadas.

Com o fim da 2ª Guerra Mundial (1945) acaba também o interesse pelo SPC (Berk & Berk, 2000), pois com o consequente aumento da procura, as empresas priorizaram de novo a quantidade e os prazos de entrega sobre a qualidade (Hoyer & Hoyer, 2001).

Como consequência da 2ª guerra mundial o Japão entra numa crise económica e social, e quando Deming é enviado para lá em 1950 através de programas de formação em Controlo da Qualidade (Pereira & Requeijo, 2012), depara-se com uma audiência disposta a ouvir. Inicia-se assim a aplicação do SPC, no Japão, por Deming, com base nos princípios desenvolvidos por Shewhart. Porém só após 1980 é que o SPC chega às empresas ocidentais (Lim et al., 2014). Em suma, o SPC surgiu nos EUA e migrou para o Japão, ou seja, foi ignorando durante anos pelos EUA e ajudou o Japão a tornar-se um líder mundial na Qualidade (Berk & Berk, 2000). A partir de 1980 a investigação aumentou devido à revolução na Qualidade que ocorreu por efeito do aumento da competitividade do mercado internacional. A sobrevivência de muitas empresas dependia de melhorias na qualidade (Woodall & Montgomery, 1999). Atualmente, a produção industrial, é a área onde o SPC é mais frequentemente implementado com objetivo de controlar os parâmetros do processo (Hamzah et al., 2020).

2.3 Conceitos e Princípios SPC

Neste subcapítulo são apresentados conceitos essenciais para a compreensão do SPC; a metodologia de implementação das cartas de controlo; os tipos de cartas de controlo; e a capacidade do processo.

2.3.1 Controlo da Qualidade

O Controlo da Qualidade consiste na comparação das reais características de um produto/serviço com as especificações ou requerimentos determinados, se houver discrepância entre estes é tomada uma atitude. Este controlo é necessário para produção de bons produtos/serviços e para o cumprimento dos padrões de qualidade estabelecidos. Estes padrões quando não obedecidos podem levar à produção de produtos/serviços defeituosos.

Na Tabela 2.1 encontram-se as sete ferramentas da qualidade cujo objetivo é garantir a qualidade dos produtos/serviços (Putri et al., 2019).

Das ferramentas apresentadas a mais aplicada são as Cartas de Controlo (Jones, 2005).

Tabela 2.1 - Ferramentas da Qualidade

Adaptada de (Menon et al., 2022)

Ferramenta	Descrição
Diagrama de Pareto	Baseia-se no Princípio do Pareto (80-20) e é usado para identificar as causas que mais contribuem para um determinado problema.
Diagrama de Causa-Efeito (Diagrama de Ishikawa ou Diagrama em Espinha-de-Peixe)	Sugere as potenciais causas de um determinado efeito.
Histograma	Projeta a ocorrência de dados agrupados em classes e fornece informação sobre a dispersão e localização dos mesmos.
Cartas de Controle	Aplicadas para o controlo dos processos identificando as causas especiais de variação (o que indica a necessidade de ações corretivas).
Gráfico da Dispersão	Utilizado para visualizar a relação entre duas variáveis.
Gráficos	Fornecem uma visualização através de imagem de dados.
Folha de Verificação	Geralmente utilizadas para recolher informação de uma determinada maneira de modo a facilitar a futura análise.

2.3.2 Controlo e Variação do Processo

O Controlo do Processo é uma área multidisciplinar em que os objetivos e restrições do processo, as funcionalidades das ferramentas e a experiência dos operacionais se unem para manter a segurança, estabilidade e otimização do processo (Dragnea & Bildea, 2017).

Um processo é uma sequência de ações e operações interrelacionadas que convertem entradas em saídas (Pereira & Requeijo, 2012), e este pode ser afetado por diferentes fatores que influenciam o resultado final. As fontes de variação que afetam um processo podem ser distribuídas nos seguintes grupos (Delarozée & Favaron, 1999):

- Métodos (métodos desajustados, não definição de operações, etc.).
- Matéria-prima (qualidade e variabilidade da matéria-prima).

- Equipamento (desgaste, vibrações, flutuações de caudais, etc.).
- Metrologia (erros de medição, uso incorreto do equipamento, equipamento de medição desadequado...).
- Meio ambiente (temperatura, humidade, poeiras, radiações...)

Shewhart classificou e distinguiu pela primeira vez as causas que provocam a variação num processo como comuns ("*no assignable*") e especiais ("*assignable*"). As causas comuns são inerentes ao processo, repetitivas e seguem um padrão que pode ser descrito por uma distribuição estatística, enquanto as causas especiais são esporádicas, não fazem parte do processo e provocam alterações no processo (Rungtusanatham, 1999).

O processo encontra-se fora de controlo estatístico quando existem causas de variação especiais, portanto, o processo encontra-se sob controlo estatístico quando as causas especiais são eliminadas e estão presentes apenas causas comuns (Pereira & Requeijo, 2012).

2.3.3 Implementação das Cartas de Controlo

O sucesso da implementação da Cartas de Controlo depende de uma fase preparatória. Os passos desta fase estão ilustrados na Figura 2.1 e são posteriormente desenvolvidas.

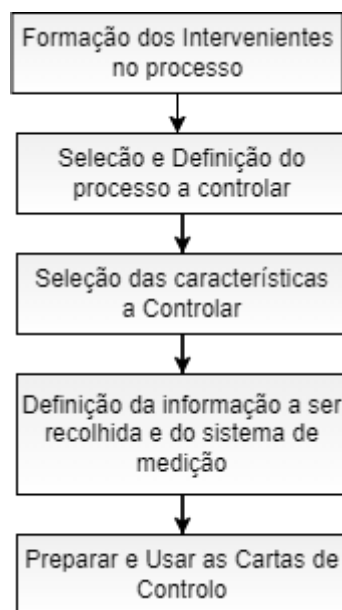


Figura 2.1 - Fases de implementação das Cartas de Controlo

Formação dos intervenientes no processo: A formação é um dos passos mais importantes para a implementação das Cartas de Controlo, pois os intervenientes devem perceber a suas vantagens para poderem aprender a utilizá-las e interpretá-las corretamente (Berk & Berk, 2000).

Selecionar e definir os processos a controlar: São potenciais candidatos processos que são repetitivos (produzem itens similares); que têm alto teor de inspeção (SPC reduz ou elimina a inspeção); que têm uma taxa de rejeição superior à desejável e processos que não produzam peças defeituosas (priorizar os com taxa de rejeição maior); e processos que produzem itens com dimensões ou características de fácil medição (facilita a formação e aceitação do SPC) (Berk & Berk, 2000). Após a seleção do processo a controlar é necessário definir as suas margens, as interações com os outros processos e os fatores que o podem afetar (Pereira & Requeijo, 2012). Para uma melhor compreensão do processo deve-se criar um fluxograma detalhado do processo, criado por todos os seus intervenientes (Berk & Berk, 2000).

Selecionar as características a controlar: Neste passo deve-se perceber quais as características críticas e depois identificar o que as influencia, o que reforça a necessidade de se conhecer bem o processo. A ferramenta mais popular para a seleção das características é o Diagrama de Causa-e-Efeito (Berk & Berk, 2000). Para esta seleção devem ainda ser considerados aspetos como os requisitos exigidos pelo cliente, pontos onde o rendimento é baixo e/ou existem grandes quantidades de não conformidades, e a dependência entre características (Pereira & Requeijo, 2012).

Definir como e qual informação a recolher: Especificação de que tipo de informação a ser recolhida, aonde, como, sob que condições, com quais equipamentos e com que métodos de medição (Pereira & Requeijo, 2012).

Minimizar a variação excessiva: Redução das causas de variação desnecessárias, como por exemplo, evitar a mistura de lotes de matéria-prima, não efetuar ajustes excessivos e desnecessários de equipamentos, entre outros (Pereira & Requeijo, 2012).

Cumpridos os passos acima descritos pode-se então passar á construção das Cartas de Controlo.

- **Construção das Cartas de Controlo**

Na construção das Cartas de Controlo existem duas fases distintas, o controlo retrospectivo do processo ou estabilização do processo (Fase I), e a monitorização do processo (Fase II) (Woodall & Montgomery, 1999). O fluxograma abaixo, representado na Figura 2.2, apresenta esquematicamente estas duas fases.

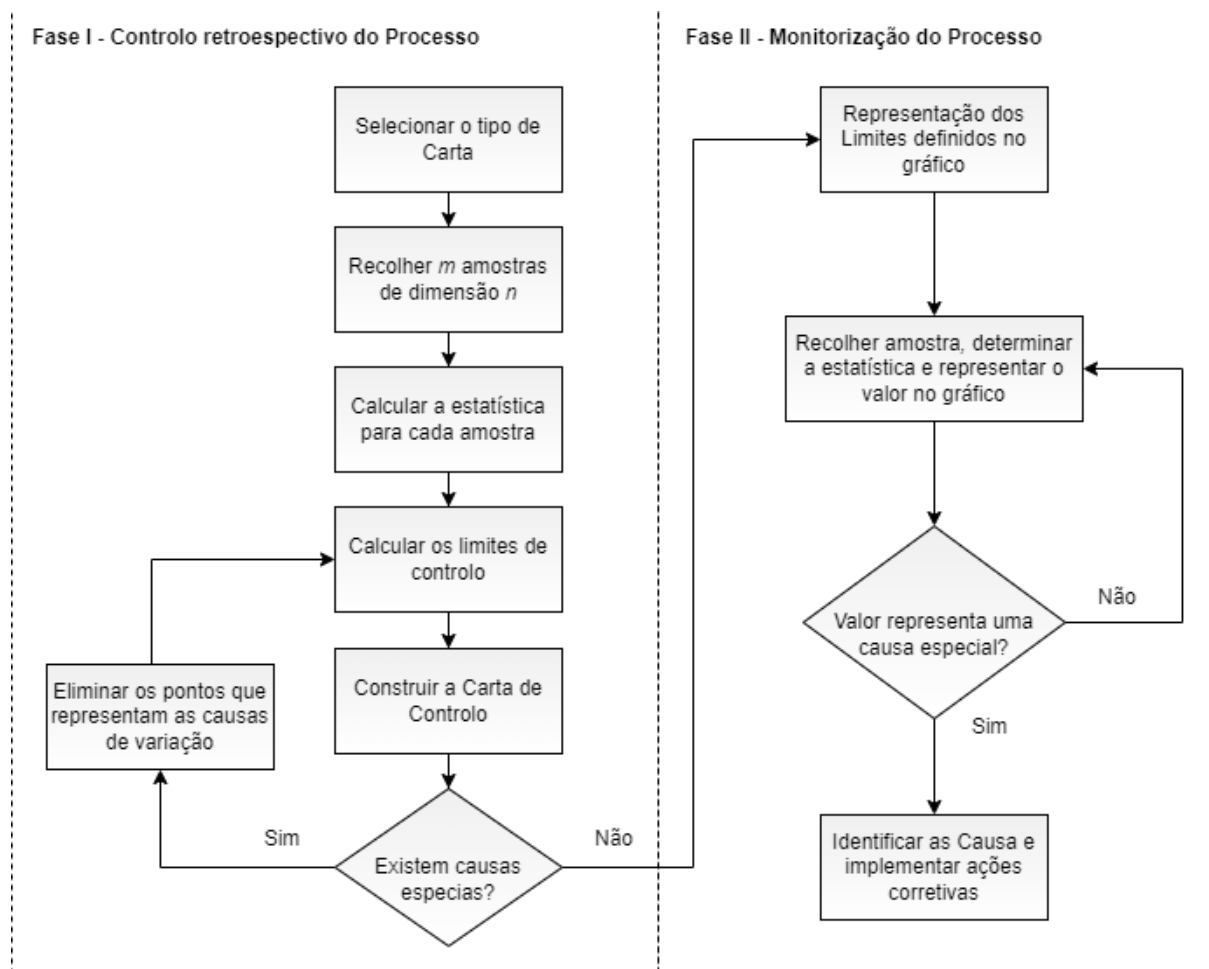


Figura 2.2 - Fases da construção das Cartas de Controlo

Na Fase I são recolhidas m amostras de dimensão n de modo a obter um total de N unidades ($N = m \times n$), em que $N \geq 100$. De seguida é calculada a estatística a controlar para cada uma das m amostras. Com base nessas estatísticas são determinados os limites de controlo e a linha central. Posteriormente a carta de controlo é construída e é verificada a existência de causas especiais de variação. Caso existam causas especiais, estas são eliminadas e os limites de controlo e linha central revistos são determinadas. Estes últimos passos são repetidos até o processo apresentar apenas causas comuns de variação.

No final desta fase é atingida a estabilidade do processo. Outro importante objetivo desta fase é a estimação dos parâmetros do processo (média e variância) necessários para a avaliação da Capacidade do Processo. Esta capacidade reflete a variação resultante das causas comuns.

Na Fase II é realizada monitorização do processo com base na Linha Central e nos Limites de Controlo definidos na Fase I. A amostra i é recolhida, a estatística ω_i é determinada e representada no gráfico. Depois é verificado se o valor representado corresponde a uma causa especial de variação. Caso se detete uma situação fora de controlo, identifica-se a causa e

implementam-se ações corretivas. Volta-se a recolher uma amostra ($i + 1$) e repete-se o procedimento sequencialmente (Pereira & Requeijo, 2012).

Para além dos limites de controlo de ação definidos por Shewhart que estão localizados a $\pm 3\sigma_\omega$ da linha central (Sistema americano), existem também os linhas de aviso ou alerta localizadas a $\pm 2\sigma_\omega$. (Woodall & Montgomery, 1999). Os limites de ação e linha central, assumindo que os da estatística ω seguem uma distribuição Normal $N(\mu_\omega, 3\sigma_\omega^2)$ são dados por:

$$LSC_\omega = \mu_\omega + 3\sigma_\omega$$

$$LC_\omega = \mu_\omega$$

$$LIC_\omega = \mu_\omega - 3\sigma_\omega$$

No estudo do desempenho estatístico do método usado na Fase I, deve ser considerado o erro do tipo I (α), ou seja, a probabilidade de se considerar que o processo está fora de controlo quando, na realidade, está sob controlo (falso alarme).

Na Fase II o desempenho estatístico é medido pelo ARL (*Average Run Length*). O ARL corresponde ao número médio de pontos antes de se encontrar uma situação fora de controlo (Woodall & Montgomery, 1999).

• Eliminação das Causas de Variação

Aquando da construção das cartas de controlo, é referida a identificação das causas especiais e posterior eliminação a partir da implementação de ações corretivas. A identificação das causas especiais nas Cartas de Controlo não se cinge apenas á verificação da existência de pontos fora dos limites de controlo, existem padrões (comportamentos não aleatórios) que são também indicadores de causas especiais. A Norma ISO 7870-2:2013 dispõe de 8 regras que permitem o reconhecimento desses padrões. A Figura 2.3 é a representação das 8 regras onde são considerados os limites de controlo $LC \pm 3\sigma_\omega$ cujo intervalo é igualmente dividido em 6 zonas (A, B, C, C, B, A) com larguras iguais de $1\sigma_\omega$.



Figura 2.3 - Regras para detecção de padrões nas Cartas de Controlo

Regra 1 - Um qualquer ponto fora dos limites de Ação (limites $\pm 3\sigma_\omega$).

Regra 2 - Nove pontos consecutivos na zona C ou para além da zona C do mesmo lado da linha central.

Regra 3 - Seis pontos consecutivos no sentido ascendente ou descendente.

Regra 4 - Catorze pontos consecutivos crescendo e decrescendo alternadamente.

Regra 5 - Dois de três pontos consecutivos na zona A, do mesmo lado da linha central.

Regra 6 - Quatro de cinco pontos consecutivos na zona B ou A, do mesmo lado da linha central.

Regra 7 - Quinze pontos consecutivos na zona C acima e abaixo da linha central.

Regra 8 - Oito pontos consecutivos de ambos os lados da linha central, sem nenhum na zona C.

Segundo Pereira & Requeijo, (2012), a aplicação destas regras tem como objetivo aumentar a sensibilidade das cartas de Shewhart e podem ser úteis na fase inicial da implementação do SPC, todavia o seu uso frequente põe em risco a simplicidade característica das Cartas de Controlo e pode aumentar significativamente o número de falsos alarmes, aumentando assim os custos da qualidade.

Identificadas as causas especiais são tomadas ações corretivas, no local e pelos operacionais mais diretamente relacionados com o processo, de modo a eliminá-las. É de referir que a redução de causas comuns requer a decisão da gestão de topo (altos níveis de gestão) e afeta o sistema inteiro.

2.3.4 Tipos de Cartas

Existem dois tipos de Cartas de Controlo estatístico de processos, as Cartas de Controlo de Variáveis e as Cartas de Controlo de Atributos. Tal como o nome indica nestas cartas são tratadas características que podem ser variáveis ou atributos correspondentemente. As variáveis são dados quantificáveis que podem ser expressos por uma escala contínua (por exemplo: dimensões, peso), já os atributos são dados que não podem ser expressos por uma escala contínua, refletem uma decisão de sim-não, conforme-não conforme, e tomam apenas valores discretos (por exemplo: número de unidade não conformes) (Berk & Berk, 2000).

As cartas são geralmente aplicadas aos pares, sendo que por norma a primeira remete ao valor central e a segunda relaciona-se com a variabilidade do processo em si.

Em adição às cartas de variáveis e de atributos existem também as Cartas Especiais de Controlo (CUSUM e EWMA). Estas cartas permitem a acumulação de dados aumentando a sensibilidade a pequenas e médias alterações dos parâmetros do processo (Pereira & Requeijo, 2012).

- **Cartas de Controlo de Variáveis**

Na Tabela 2.2 são apresentados os cinco tipos de Cartas de Controlo de Variáveis e os limites de correspondentes aplicados na Fase I da implementação das cartas. Na implementação destas cartas deve ser considerada a seguinte relação entre o número de amostras (m) e a dimensão da amostra (n) dada pela equação seguinte.

$$m \geq \frac{400}{(n-1)} \quad (1)$$

Tabela 2.2 - Tipos de Cartas para Controlo de Variáveis (parâmetros do processo não conhecidos)

Tipos		LIC	LC	LSC
Cartas $\bar{X}$ e R Média e Amplitude	Carta $\bar{X}$	$\bar{\bar{X}} - A_2 \bar{R}$	$\bar{\bar{X}}$	$\bar{\bar{X}} + A_2 \bar{R}$
	Carta R	$D_3 \bar{R}$	$\bar{R}$	$D_4 \bar{R}$
Cartas $\bar{X}$ e S Média e Desvio Pa- drão	Carta $\bar{X}$	$\bar{\bar{X}} - A_3 \bar{S}$	$\bar{\bar{X}}$	$\bar{\bar{X}} + A_3 \bar{S}$
	Carta S	$B_3 \bar{S}$	$\bar{S}$	$B_4 \bar{S}$
Cartas $\bar{X}$ e S^2 Média e Variância	Carta $\bar{X}$	$\bar{\bar{X}} - 3 \sqrt{\frac{\bar{S}^2}{n}}$	$\bar{\bar{X}}$	$\bar{\bar{X}} + 3 \sqrt{\frac{\bar{S}^2}{n}}$
	Carta S^2	$\frac{\bar{S}^2}{n-1} \chi^2_{(1-\alpha/2);n-1}$	$\bar{S}^2$	$\frac{\bar{S}^2}{n-1} \chi^2_{\alpha/2;n-1}$
Cartas $\tilde{X}$ e R Mediana e Amplitude	Carta $\tilde{X}$	$\tilde{\bar{X}} - \tilde{A}_2 \bar{R}$	$\tilde{\bar{X}}$	$\tilde{\bar{X}} + \tilde{A}_2 \bar{R}$
	Carta R	$D_3 \bar{R}$	$\bar{R}$	$D_4 \bar{R}$
Cartas X e MR Observações Indivi- duais e Amplitudes Móveis	Carta X	$\bar{X} - \frac{3}{d_2} \overline{MR}$	$\bar{X}$	$\bar{X} + \frac{3}{d_2}$
	Carta MR	$D_3 \overline{MR}$	$\overline{MR}$	$D_4 \overline{MR}$

A Tabela 2.3 exibe as fórmulas utilizadas no final da Fase I para a estimação dos parâmetros.

Tabela 2.3 - Estimação dos parâmetros para as Cartas de Variáveis

Carta	Média	Desvio Padrão
Cartas $\bar{X}$ e R	$\hat{\mu} = \bar{\bar{X}}$	$\hat{\sigma} = \bar{R}/d_2$
Cartas $\bar{X}$ e S	$\hat{\mu} = \bar{\bar{X}}$	$\hat{\sigma} = \bar{S}/c_4$
Cartas $\bar{X}$ e S^2	$\hat{\mu} = \bar{\bar{X}}$	$\hat{\sigma} = \bar{S}^2$
Cartas $\tilde{X}$ e R	$\hat{\mu} = \bar{\tilde{X}}$	$\hat{\sigma} = \bar{R}/d_2$
Cartas X e MR	$\hat{\mu} = \bar{X}$	$\hat{\sigma} = \overline{MR}/d_2$

- **Cartas de Controlo de Atributos**

A Tabela 2.4 mostra os limites das cartas de atributos consoante a dimensão da amostra aplicados na Fase I do SPC.

Ao contrário das cartas de variáveis, as cartas de atributos não tem como parâmetros a média e o desvio padrão visto que não seguem uma distribuição normal. Assim para cada tipo de cartas de atributos, existem diferentes parâmetros tendo em consideração aquilo que se pretende controlo.

A principal desvantagem das Cartas de Controlo de Atributos é a sua menor sensibilidade na deteção de alterações do processo, em comparação com as Cartas de Controlo de Variáveis. Em geral, as Cartas de Controlo de Variáveis permitem detetar problemas antes da produção de material não conforme. Além disso, as Cartas de Controlo de Variáveis são preferíveis às de atributos para avaliar a Capacidade do Processo.

Tabela 2.4 - Tipos de Cartas para Controlo de Atributos (parâmetros do processo não conhecidos)

Tipo	Dimensão da amostra	Base dos limites	LIC	LC	LSC
Carta p Proporção de unidades não conformes	Constante	n	$\max\left(0; \bar{p} - 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n}}\right)$	$\bar{p}$	$\bar{p} + 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n}}$
	Variável	Para cada n_i	$\max\left(0; \bar{p} - 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n_i}}\right)$	$\bar{p}$	$\bar{p} + 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n_i}}$
		Com dimensão média $\bar{n}$	$\max\left(0; \bar{p} - 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{\bar{n}}}\right)$	$\bar{p}$	$\bar{p} + 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{\bar{n}}}$
		Carta Normalizada Z_p	-3	0	+3
Carta np Número de unidades não conformes	Constante	n	$\max(0; n\bar{p} - 3\sqrt{n\bar{p}(1-\bar{p})})$	$n\bar{p}$	$n\bar{p} + 3\sqrt{n\bar{p}(1-\bar{p})}$
Carta c Número de defeitos	Constante	n	$\max(0; \bar{c} - 3\sqrt{\bar{c}})$	$\bar{c}$	$\bar{c} + 3\sqrt{\bar{c}}$
Carta u Número de defeitos por unidade	Constante	n	$\max\left(0; \bar{u} - 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{n}}\right)$	$\bar{u}$	$\bar{u} + 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{n}}$
	Variável	Para cada n_i	$\max\left(0; \bar{u} - 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{n_i}}\right)$	$\bar{u}$	$\bar{u} + 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{n_i}}$
		Com dimensão média $\bar{n}$	$\max\left(0; \bar{u} - 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{\bar{n}}}\right)$	$\bar{u}$	$\bar{u} + 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{\bar{n}}}$
		Carta Normalizada Z_u	-3	0	+3

- **Cartas de Controlo Especiais**

Neste trecho, é apresentada uma revisão breve da literatura acerca das Cartas de Somas Acumuladas (CUSUM) e Cartas da Média Móvel Exponencialmente Amortecida (EWMA), que são ferramentas especiais utilizadas para detetar rapidamente mudanças pequenas e moderadas nos parâmetros do processo. Como as organizações enfrentam novas realidades, são necessárias novas técnicas e abordagens adequadas, e essas cartas permitem aumentar a sensibilidade na deteção de causas especiais sem aumentar os custos envolvidos, como mencionado por Pereira & Requeijo, (2012).

Cartas CUSUM

Esta versão utilizada para a construção de cartas contempla a construção de duas semi-cartas, uma para detetar um aumento e a outra para detetar uma diminuição na média do processo. As variáveis que dão suporte a estas cartas são determinadas a partir dos dados recolhidos do processo e dos parâmetros da carta (k e h) e de ARL .

Uma pequena mudança Δ na média do processo deve ser rapidamente detetada. Para isso, é definido um valor $\Delta = \delta\sigma_{\bar{X}}$ e, em seguida, é projetada a melhor carta de controlo CUSUM, escolhendo convenientemente $L(0)$ e $L(\delta)$, que dependem dos parâmetros k e h .

Para a construção da carta CUSUM, são definidas duas variáveis, T e C , que são utilizadas para criar as duas semi-cartas. Essas variáveis são determinadas no momento t , por:

$$T_t = \min(0, T_{t-1} + (Z_t + k)) \quad (2)$$

$$C_t = \min(0, T_{t-1} + (Z_t - k)) \quad (3)$$

$$T_0 = 0 \quad (4)$$

$$C_0 = 0 \quad (5)$$

$$Z_t = \frac{\bar{X}_t - \mu}{\sigma_{\bar{X}}} \quad (6)$$

$$\Delta = \delta\sigma_{\bar{X}} \quad (7)$$

$$\delta = \frac{\Delta}{\sigma_{\bar{X}}} = \frac{\Delta\sqrt{n}}{\sigma} \quad (8)$$

$$k = \frac{\delta}{2} \quad (9)$$

Nas equações anteriores adotou-se a seguinte simbologia:

$\bar{X}_t$ – Média da amostra t

μ – Valor inicial da média do processo

σ – Desvio padrão do processo

n – Dimensão da amostra

Z_t – variável Normal reduzida referente a $\bar{X}_t$

k – Valor de referência

A semi-carta dos vetores T permite detetar um decréscimo da média enquanto a semi-carta dos valores de C possibilita a deteção de um aumento da média do processo. O processo é considerado fora de controlo estatístico caso se verifique uma das condições em que h é o limite de controlo da carta CUSUM.

$$T_t < -h \quad (10)$$

$$C_t > h \quad (11)$$

Após a deteção da alteração da média do processo, pode haver interesse em determinar qual o novo valor, para que possam ser desencadeadas as ações corretivas adequadas. Assim o valor aproximado pode ser obtido a partir da equação (12), na qual N_T e N_C indicam, respetivamente, o número de períodos consecutivos em que T e C são diferentes de zero.

$$\mu_{novo} = \begin{cases} \mu + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \left(k + \frac{C_t}{N_C} \right), & \text{se } C_t > h \\ \mu - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \left(k - \frac{T_t}{N_T} \right), & \text{se } T_t < -h \end{cases} \quad (12)$$

Cartas EWMA

À semelhança das cartas CUSUM, as cartas EWMA são também muito sensíveis a detetar pequenas alterações moderadas dos parâmetros dos processos. Para este caso, define-se em primeira instância a variável E_t . Essa variável é determinada com base na estatística Y , calculada a partir dos dados recolhidos do processo, assumindo-se que Y é normalmente distribuída com média μ_Y e variância σ_Y^2 . A variável E , no instante t , é definida por:

$$EWMA_t = E_t = (1 - \lambda)E_{t-1} + \lambda Y_t, \quad t = 1, 2, \dots; \quad 0 < \lambda \ll 1 \quad (13)$$

A carta EWMA é constituída com base nos pares ordenados (t, E_t) , verificando-se uma situação de fora de controlo (alteração da média do processo) se E_t não pertencer ao intervalo definido pelos limites de controlo, sendo estes os seguintes:

$$LSC_E = E_0 + K\sigma_E \quad (14)$$

$$LC_E = E_0 \quad (15)$$

$$LIC_E = E_0 - K\sigma_E \quad (16)$$

A variância da variável E está relacionada com a variância de Y por:

$$\sigma_E^2 = \sigma_Y^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) (1 - (1 - \lambda)^{2t}) \quad (17)$$

Nas equações anteriores adota-se a seguinte simbologia:

E_t – Média móvel exponencial amortecida para o instante t

λ – Constante de amortecimento

Y_t – Valor da variável Y no instante t

σ_E^2 – Variância da variável E

E_0 – Valor inicial da variável E

K – Constante (nível de controlo) para um determinado λ e $tARL_{Em\ Controlo}$.

Quando uma carta de controlo EWMA é usada para monitorar um processo e há um sinal de que uma causa especial está presente, pode ser útil estimar o novo valor aproximado da média do processo devido à mudança detetada. Se for assumido que ocorreu uma mudança na média do processo, o valor aproximado da nova média é calculado com base nas observações que detetaram a mudança, usando a média dessas observações. Após a obtenção do novo valor da média e a identificação das causas do problema, medidas corretivas devem ser tomadas para trazer o processo de volta ao valor inicial da média.

2.3.5 Capacidade do Processo

A Capacidade do Processo permite prever se o processo é capaz de produzir de acordo com as especificações e o seu estudo ajuda também na seleção ou modificação de um processo ou uma máquina, na seleção de fornecedores e na redução da variação do processo (Pereira & Requeijo, 2012).

O estudo da Capacidade do Processo geralmente implica a definição das especificações do processo, definição e medição dos índices de capacidade, e decisão se o processo é capaz ou não. Na definição dos limites de especificação é preciso ter atenção pois se os valores forem

muito pequenos o processo é facilmente considerado incapaz, e se forem muito grandes está a haver demasiado cuidado, o que se vai refletir em altos custos de qualidade (Ostadi et al., 2021).

Os índices de capacidade têm como objetivo comparar o que o processo deveria fazer com o que ele realmente faz (da Silva et al., 2021). Resultado da investigação ao longo dos anos podem-se considerar 3 gerações de índices de capacidade, de primeira geração temos o C_p , de segunda o C_{pk} e C_{pm} e de terceira o C_{pmk} (Pereira & Requeijo, 2012). O C_p também conhecido por índice de capacidade potencial, considera a variabilidade geral (6σ , onde σ é o desvio padrão do processo) e a especificação (LSE - limite superior de especificação e LIE - limite inferior de especificação). O índice C_{pk} considera a variação do processo e também a localização da média (μ), sendo este o mais utilizado (Li et al., 2021). O C_{pm} é uma alternativa ao índice de capacidade potencial e para além de considerar a variação do processo, pondera também o desvio da média em relação ao valor nominal da especificação (T). O índice C_{pmk} é uma combinação dos três anteriores (da Silva et al., 2021). A Tabela 2.5 integra as fórmulas dos índices acima descritos bem como as suas relações, a partir do qual se pode verificar que $C_p \geq C_{pk} \geq C_{pmk}$ e que $C_p \geq C_{pm} \geq C_{pmk}$.

Tabela 2.5 - Índices de Capacidade do Processo

Índice	Fórmula	Relação entre Índices
C_p	$C_p = \frac{LSE - LIE}{6\sigma}$	
C_{pk}	$C_{pk} = \frac{\min(LSE - \mu, \mu - LIE)}{3\sigma}$	$C_{pk} = C_p - \frac{ \mu - M }{3\sigma}$
C_{pm}	$C_{pm} = \frac{LSE - LIE}{6\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}}$	$C_{pm} = \frac{C_p}{\sqrt{1 + \left(\frac{\mu - T}{\sigma}\right)^2}}$
C_{pmk}	$C_{pmk} = \frac{\min(LSE - \mu, \mu - LIE)}{3\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}}$	$C_{pmk} = C_{pm} - \frac{ \mu - M }{\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}}$

Em geral os índices de capacidade devem ser o mais elevado possível e existem valores mínimos para os quais o processo é considerado capaz. Se a especificação é bilateral esse valor é de 1,33 ($C_p \geq 1,33$), caso seja unilateral o valor mínimo é de 1,25 ($C_p \geq 1,25$). É de referir que se a especificação for unilateral do tipo quanto-maior-melhor, valores de índice de capacidade maiores são mais favoráveis (sempre acima do LIE), e se for de tipo quanto-menor-melhor são mais favoráveis valores mais baixos (sempre abaixo do LSE) (da Silva et al., 2021).

Aquando da aplicação dos índices de Capacidade do Processo este tem de estar estável e os dados devem ser normalmente distribuídos. Caso os dados não sigam uma distribuição normal estes podem ser transformados a partir da transformação Johnson ou Box e Cox (Jin et al., 2022).

2.4 Controlo Estatístico de Processos Multivariado

Embora os procedimentos do SPC univariado tenham desempenhado um papel central na resolução de problemas da qualidade nos últimos 20 anos, a sua eficácia ainda não foi plenamente realizada na indústria de processos com grande volume de dados, muitas dimensões de variáveis, e relações complexas entre processos e variáveis (Kang & Park, 2000). Adicionalmente, em muitos casos, é necessário monitorar várias características de qualidade ao mesmo tempo num processo de produção. Para isso, as organizações geralmente usam Cartas de Controlo separadas para cada uma dessas variáveis, o que pode resultar em uma grande quantidade de documentos. No entanto, pode haver erros de análise ao usar Cartas de Controlo univariadas, especialmente se houver uma forte correlação entre as características de qualidade monitorizadas. O problema torna-se ainda mais grave quando não são identificadas mudanças na correlação entre as variáveis, o que pode levar a conclusões incorretas de que os processos estão sob controlo estatístico quando, na verdade, há causas especiais de variação presentes (Pereira & Requeijo, 2012).

Posto, isto, para a monitorização de processos com dados de elevada dimensão de variáveis e com dados correlacionados, o Controlo Estatístico Multivariado de Processos (MSPC) tem sido amplamente utilizado ao longo destes últimos anos (Kano' et al., 2000).

O MSPC é uma ferramenta para a monitorização abrangente do desempenho de um processo de fabrico. Assim sendo, existe uma necessidade real de demonstrar a aplicabilidade do MSPC a processos de fabrico complexos e destacar os benefícios que podem ser derivados da sua implementação (Martin et al., 2000).

Nas Cartas de Controlo univariadas tradicionais de Shewhart, a probabilidade de um ponto estar fora dos limites de controlo é de 0,27%. No entanto, num processo estatisticamente controlado com duas variáveis a serem monitorizadas, a probabilidade de ambas as variáveis excederem os limites de controlo simultaneamente é muito menor, apenas 0,00000729, o que é muito menor do que 0,0027. Por outro lado, a probabilidade de ambas as variáveis estarem dentro dos limites de controlo é muito alta, ou seja, 0,99460729 (Pereira & Requeijo, 2012).

Se houver um aumento no número de variáveis, isso terá um efeito ampliado na distorção. Portanto, para um produto com p características de qualidade independentes e distribuídas normalmente, o risco de erro do tipo I, denotado por α , é calculado usando a equação (18), onde cada α_i representa o nível de significância para a característica i . Por outro lado, a probabilidade de todas as p variáveis estarem dentro dos limites de controle definidos é calculada usando a equação (19) (Pereira & Requeijo, 2012).

$$\alpha = 1 - \prod_{j=1}^p (1 - \alpha_j) \quad (18)$$

$$P(p \text{ pontos entre os limites de controle}) = \prod_{j=1}^p (1 - \alpha_j) \quad (19)$$

Para utilizar as Cartas de Controle Multivariadas é necessário que os dados coletados sejam aleatórios, independentes e sigam uma distribuição normal. As técnicas utilizadas no estudo univariado podem ser aplicadas para avaliar essas condições. Além disso, é pressuposto que as p variáveis em estudo tenham uma distribuição normal multivariada $N_p(\mu, \Sigma)$, com um vetor médio $\mu^T = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$ e uma matriz de covariâncias Σ .

Para além disso, na construção das cartas multivariadas há a distinguir duas fases distintas, a Fase I e a Fase II, representadas na Tabela 2.6 à semelhança do SPC univariado.

Tabela 2.6 - Resumo das fases do MSPC

Fase I: Estudo retrospectivo do processo
Após recolha dos dados referentes a esta Fase I, determinam-se os limites de controlo e verifica-se se o processo se encontra sob controlo estatístico;
Os parâmetros μ e Σ não são conhecidos e são estimados com os dados disponíveis quando o processo se considerar estável (sob controlo estatístico);
As estimativas dos parâmetros não são independentes dos dados recolhidos.
Fase II: Monitorização do Processo
Monitorização propriamente dita, ou seja, ao controlo a efetuar sobre os dados recolhidos, no futuro, em tempo real;
Considera-se numa primeira aproximação, que os parâmetros do processo são estimativas determinadas na Fase I;
Os limites de controlo são obtidos em função das estimativas dos parâmetros estimados na Fase I;
Os dados são independentes dos parâmetros do processo;
Quando o número de dados já é substancial, consideram-se conhecidos os parâmetros do processo, sendo os limites de controlo determinados independentemente do número de dados recolhidos na Fase I.

2.4.1 Cartas Multivariadas Tradicionais

Um gráfico multivariado T^2 é desenvolvido com base no Teste de Razão de Probabilidade Generalizada, sem informação a priori sobre potenciais desvios médios. A identificação de variáveis de resposta a partir de um gráfico T^2 é um desafio e tem recebido considerável atenção nos últimos tempos (Jiang et al., 2008).

Na presente dissertação serão apenas abordadas as cartas T^2 relativas a observações individuais devido à natureza dos dados que foram recolhidos dos artigos de interesse para o estudo, assim, não serão abordados outros tipos de cartas do tipo T^2 .

- **Cartas baseadas em Observações Individuais**

Este subcapítulo foi todo construído tendo em atenção as considerações encontradas em (Pereira & Requeijo, 2012).

Analogamente ao que ocorre no estudo univariado, também nas cartas multivariadas há que distinguir duas fases distintas: a Fase I, onde é feito um estudo retrospectivo do processo, e a Fase II, onde é feita a sua monitorização.

Fase I – Carta T^2

Consideram-se m observações individuais de cada característica da qualidade p , assumindo-se que $X_1, X_2, \dots, X_p$ são independentes e identicamente distribuídas segundo $N_p(\mu, \Sigma)$. Com as m observações individuais de cada característica define-se, para cada característica j , a média $\bar{X}_j$ e a variância S_j^2 e, para as características j e h , a covariância S_{jh} :

$$\bar{X}_j = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_{jk} \quad (20)$$

$$S_j^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (X_{jk} - \bar{X}_j)^2 \quad (21)$$

$$S_{jh} = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (X_{jk} - \bar{X}_j)(X_{hk} - \bar{X}_h), \quad j \neq h \quad (22)$$

As médias $\bar{X}_j$ ($j = 1, 2, \dots, p$) são elementos do vetor $\bar{X}$ da média e as variâncias S_j^2 e covariâncias S_{jh} são os elementos da matriz das covariâncias S :

$$\bar{X} = (\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_p)' \quad (23)$$

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & \cdots & S_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{p1} & \cdots & S_{pp} \end{bmatrix} \quad (24)$$

O vetor X_k , constituído pelas observações das p características no instante k , é definido por

$$X_k = (X_{1k}, X_{2k}, \dots, X_{pk})' \quad (25)$$

Considerando as equações (23) e (25), define-se a variável T^2 , no instante k :

$$(T^2)_k = (X_k - \bar{X})' S^{-1} (X_k - \bar{X}) \quad (26)$$

Representando graficamente $(T^2)_k$ em função de k ($1, 2, \dots, m$), obtém-se a carta T^2 . Os limites de controlo de T^2 são dados por:

$$LSC_{T^2} = \frac{(m-1)^2}{m} \beta_{\alpha; \frac{p}{2}; (m-p-1)/2} \quad (27)$$

$$LIC_{T^2} = 0 \quad (28)$$

Deteta-se uma causa especial de variação quando $(T^2)_k > LSC_{T^2}$. Quando ocorrem causas especiais de variação, os valores das observações individuais das p características referentes aos

pontos fora dos limites de controlo são retirados da carta T^2 , recalculando-se as médias $\bar{X}_j$, as variâncias S_j^2 e as covariâncias S_{jh} ; determinam-se também o novo vetor média $\bar{X}$ e a nova matriz de covariâncias S . A estatística T^2 , em cada instante k , é também recalculada tendo por base novos valores de $\bar{X}$ e S .

Quando se utilizam amostras, e tal como foi referido para a carta T^2 da Fase I, deve imperar o bom senso no que concerne ao número de pontos a excluir da carta T^2 . Todas as restantes observações então feitas aplicam-se à carta T^2 para observações individuais. Considera-se que o processo está sob controlo estatístico quando todos os pontos pertencerem ao intervalo definido pelos limites de controlo. Nesse caso, é possível estimar os parâmetros do processo, sendo $\bar{X}$ o estimador de μ ($\hat{\mu} = \bar{X}$ e $\hat{\Sigma} = S$).

Fase II – Carta T^2

Após se verificar que o processo está sob controlo estatístico, o controlo do processo vai realizar-se em tempo real, a partir dos dados que vierem a ser recolhidos. Os limites de controlo de T^2 , para esta situação, são calculados com base nas m observações recolhidas na Fase I:

$$LSC_{T^2} = \frac{p(m+1)(m-1)}{m(m-p)} F_{\alpha; p; m-p} \quad (29)$$

$$LIC_{T^2} = 0 \quad (30)$$

Deteta-se uma causa especial de variação quando $(T^2)_k > LSC_{T^2}$. A variável(s) responsável por tal situação deve ser identifica(s), procedendo-se seguidamente às ações corretivas necessárias.

Fase II – Carta χ^2

Quando o processo permanecer sob controlo estatístico por um período longo, dando garantias da sua estabilidade, pode-se considerar que os parâmetros μ e Σ são conhecidos e estáveis. Assim a estatística χ^2 a ser representada no gráfico de controlo no instante k será:

$$(\chi^2)_k = (X_k - \mu)' \Sigma^{-1} (X_k - \mu) \quad (31)$$

Habitualmente, $\hat{\mu} = \bar{X}$ e $\hat{\Sigma} = S$, em que $\bar{X}$ e S são determinados a partir de todas as observações individuais recolhidas para as cartas T^2 da Fase I e Fase II. Os Limites de Controlo da

carta χ^2 são definidos apenas em função do número de características p e do nível de significância α , sendo dados pelas seguintes equações:

$$LSC_{\chi^2} = \chi^2_{\alpha;p} \quad (32)$$

$$LIC_{\chi^2} = 0 \quad (33)$$

Deteta-se uma causa especial de variação quando $(X^2)_k > LSC_{\chi^2}$. A deteção de uma causa especial de variação por estas cartas, implica a identificação da variável(eis) responsável(eis) por essa situação e/ou análise de eventuais alterações das correlações entre variáveis.

2.4.2 Interpretação das Cartas Multivariadas

Tal como acontece na análise de uma única variável, quando um ponto se encontra fora dos limites de controlo estabelecidos, é identificada uma fonte especial de variação. Na análise de várias variáveis, uma fonte especial de variação pode ser atribuída a uma ou mais variáveis, portanto, é preciso determinar qual variável (ou variáveis) e/ou correlação entre variáveis é responsável pela situação fora de controlo, a fim de tomar medidas corretivas em relação ao processo. Existem vários métodos para a identificação dessas variáveis ou correlações. Todavia, para os trabalhos estudados, apenas foi necessários demonstrar a construção e interpretação das cartas multivariadas de observações individuais (Pereira & Requeijo, 2012).

INDÚSTRIA 4.0

3.1 História

A Primeira Revolução Industrial deu-se anos 60 do século XVIII, marcada pelo uso do vapor como nova fonte de energia. Esta nova tecnologia veio substituir o trabalho manual por produção com máquinas, aumentando a eficiência e a produtividade. Foi introduzida pela primeira vez na indústria têxtil e teve uma grande influência da indústria do transporte (Papulová et al., 2022).

Entre 1850 e a segunda guerra mundial, a invenção da eletricidade estabeleceu o início da Segunda Revolução Industrial, e ficou marcada pela introdução do aço e do conceito de linha de montagem de produção em massa, inaugurado por Henry Ford, nos finais do século XIX (Papulová et al., 2022; Gupta, 2023).

A Terceira Revolução Industrial, que surgiu em meados do século XX, conduziu à incorporação de computadores e internet em escritórios e fábricas, permitindo a conclusão atempada de tarefas e a entrega rápida de informação e produtos (Okwu et al., 2022). Um dos maiores contributos desta revolução foram as tecnologias digitais, nomeadamente os controladores lógicos programáveis (PLC) e os robots. Surgiu assim a automatização, que veio substituir em diversas tarefas, a mão de obra humana (Papulová et al., 2022).

Segundo El Hamdi & Abouabdellah, (2022), a Quarta Revolução Industrial, mais conhecida por Indústria 4.0 (I4.0), representa a mais recente era industrial que consiste na digitalização dos processos e na automatização dos modelos de produção. O termo Indústria 4.0 apareceu pela primeira vez em 2011 na Feira de Hannover, na Alemanha, como uma iniciativa impulsionadora para a evolução da competitividade do país na indústria da transformação. Esta revolução resulta do aparecimento de poderosas tecnologias de informação, e a sua metodologia converte

a fabricação dominada por máquinas, para uma fabricação digital (Oztemel & Gursev, 2020). Embora existam várias definições, em geral, a Indústria 4.0 pode ser interpretada como a implementação de sistemas cyber-físicos nos sistemas (Ghobakhloo, 2018).

A Figura 3.1 abaixo, permite verificar todas essas etapas da evolução da indústria, desde os tempos onde apenas existia trabalho manual até chegar aos dias de hoje, onde se conhece o termo de Indústria 4.0.

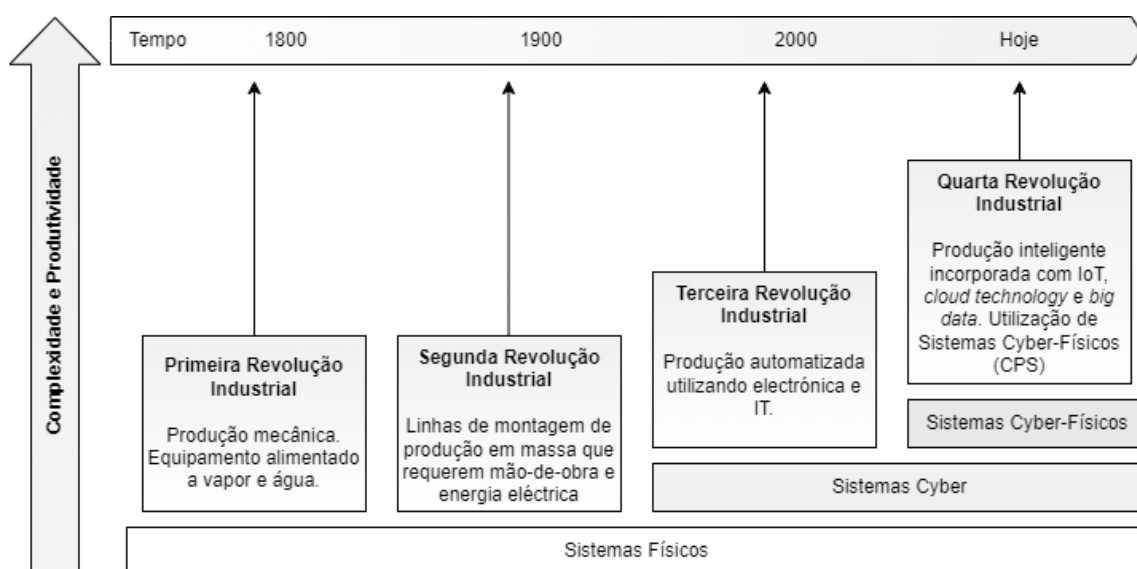


Figura 3.1 - Revoluções industriais
(Adaptado de Gupta, 2023)

3.2 Enquadramento, Objetivo e Características

A era atual é caracterizada como uma era de constantes progressos, marcada pela competitividade e preocupações ecológicas, resultante da evolução das necessidades dos clientes e das novas tecnologias (El Hamdi & Abouabdellah, 2022).

Existem vários fatores que moldam as indústrias, como por exemplo fatores económicos, sociais e ambientais. Todavia, existe uma grande área dentro das indústrias em que esses fatores são mais perceptíveis, que é a indústria de transformação. Estes fatores servem também como indicadores da importância da Indústria 4.0. Do ponto de vista económico, a implementação da Indústria 4.0 permite uma maior criação de valor e competitividade, maior flexibilidade e eficiência da produção, reação mais rápida a eventos críticos e redução dos custos logísticos. As tecnologias da Indústria 4.0 visam também o aumento da conectividade, que, por conseguinte, aumenta a interação social entre as empresas e entre os países (Oztemel & Gursev, 2020).

Ao longo de toda a história, as indústrias foram as maiores causadoras de poluição e problemas ambientais, tal como o é nos dias atuais. Mediante o exposto, uns dos principais objetivos da Indústria 4.0 a nível ambiental é a redução na produção em massa desses resíduos nocivos para o meio ambiente e a redução nas emissões de gases com efeito de estufa (Alaref & Khan, 2021; Echchakoui & Barka, 2020). A Comissão Mundial do Meio Ambiente e Desenvolvimento defende que na Indústria 4.0 "As necessidades do presente não podem comprometer a capacidade das gerações futuras de satisfazerem as suas próprias necessidades. As indústrias devem prestar atenção aos processos que trabalham, o desenvolvimento dos produtos e o ciclo de vida dos mesmos".

Para além disso, existem outros objetivos dentro da Indústria 4.0 mais relacionados com fatores sociais e económicos, como por exemplo a conceção de sistemas de auto comportamento, isto é, sistemas com mínimo de interação humana, que equipam os produtos e processos com autonomia de modo que haja uma boa interação entre eles. Para além disso, a capacidade de lidar com uma grande quantidade de dados e realizar uma análise bem definida aumenta a interoperabilidade dos sistemas, permitindo a obtenção de resposta às mudanças (Oztemel & Gursev, 2020).

Na transição para uma Indústria 4.0 é necessário um *roadmap* claro e abrangente que permita a visualização de cada passo na direção de uma empresa de fabrico totalmente digital (Ghobakhloo, 2018). A base para alcançar a Indústria 4.0 firma-se na uniformização de sistemas e na criação de uma arquitetura de referência, na realização de uma gestão eficiente, no estabelecimento de uma infraestrutura de banda larga industrial abrangente e fiável, na criação de um ambiente seguro e protegido, na organização e projeção do trabalho, na formação do pessoal, na criação de uma estrutura organizacional, e no aumento da eficiência da utilização de recursos (Oztemel & Gursev, 2020).

Nos últimos anos, as tecnologias digitais evidenciaram a sua importância e potencial para a indústria, aquando da pandemia COVID-19. Estas desempenharam um papel ativo e crucial no fornecimento dos serviços logísticos e de transporte necessários, usando os sistemas de informação geográfica e a análise de *big data* no apoio às tomadas de decisões (El Hamdi & Abouabdellah, 2022).

As principais características da Indústria 4.0 são integração vertical e horizontal de sistemas, bem como a integração digital de ponta a ponta.

A integração horizontal por meio de redes de valor refere-se à colaboração entre empresas parceiras numa cadeia de abastecimento para melhorar a eficiência e a eficácia dos processos produtivos, compartilhando informações e recursos em tempo real. Essa integração pode

ocorrer em diferentes níveis da cadeia de valor, desde o fornecimento de matéria-prima até a entrega do produto final aos clientes. A integração vertical e os sistemas de fabricação em rede referem-se à integração de diferentes níveis hierárquicos da organização, desde o chão de fábrica até à gestão de topo. Essa integração vertical permite que as empresas respondam às flutuações na procura do mercado e aos problemas de *stock* de maneira mais rápida e eficiente, por meio da utilização de sistemas cyber-físicos para a produção (Gupta, 2023).

3.3 Tecnologias Emergentes Utilizadas

De acordo com Nagy et al., (2018), as tecnologias da Indústria 4.0 têm diferentes capacidades que podem ajudar os sistemas nas indústrias. Os elementos tecnológicos que são incorporados no produto possibilitam que eles ofereçam serviços cada vez mais complexos ao cliente. Podem distinguir-se quatro níveis de serviços baseados no produto: monitorização, controlo, optimização e autonomia, dependendo da medida em que permitem autonomia para enviar o sinal do produto ou da máquina e intervir no processo produtivo.

O primeiro nível (monitorização) do produto inteligente é que o produto é capaz de fornecer dados por conta própria, monitorizando o seu status, o processo de trabalho e os impactos ambientais externos. Quando existe um desvio do normal, envia um sinal para o operador que pode decidir sobre a intervenção. Isso também inclui a capacidade de o cliente rastrear a entrega do produto.

O segundo nível (controlo) dos produtos inteligentes, refere-se à situação em que a monitorização resulta numa intervenção. Com base nos dados observados, o sistema deteta o desvio e o algoritmo ou comando instalado no dispositivo ou na nuvem é executado.

A terceira etapa é a optimização. Neste ponto, não apenas os dados de monitorização atuais e dispositivos de controlo integrados estão disponíveis, mas também um *software* adicional pode ser usado para incorporar dados históricos na análise, o que melhora muito o volume de produção, a eficiência e a utilização.

O quarto nível corresponde a um produto autónomo. Os produtos autónomos utilizam algoritmos para analisar, comunicar e controlar eles mesmos e seu ambiente. O operador humano agora apenas supervisiona a operação. Produtos mais inteligentes podem aprender e serem capazes de memorizar seu ambiente, diagnosticar suas próprias necessidades de serviço e se adaptarem às necessidades dos seus utilizadores. Eles podem trabalhar em lugares onde é difícil ou perigoso para os seres humanos.

A Indústria 4.0 inclui muitas tecnologias, tais como: inteligência artificial, *big data*, *block chain*, *cloud computing*, *Internet of things* (IoT), manufatura aditiva, robótica, cibersegurança, sistemas de posicionamento global (GPS), tecnologia móvel, nanotecnologia, simulação, sensores e atuadores, *digital twins*, sistemas horizontais e verticais e realidade aumentada. Estas tecnologias utilizadas na Indústria 4.0 podem ajudar na inovação e no crescimento de qualquer organização. Além disso, melhoram os sistemas industriais atuais. Posteriormente, estão as tecnologias digitais mais impressionantes que fazem parte do mundo que é a Indústria 4.0 (Alaref & Khan, 2021):

Inteligência Artificial - A inteligência artificial é o ato do comportamento humano em máquinas que são programadas para fazer e pensar como humanos e reproduzir o seu comportamento.

Big data - É uma estratégia que analisa grande quantidade de dados usando software e técnicas especiais.

Blockchain - Crescente lista de registos que usa criptografia para ligação de blocos. Além disso, utiliza o mecanismo de tecnologia de autenticação.

Cloud computing - Qualquer serviço das tecnologias de informação que tenha acesso à *cloud*. Muitas novas tecnologias foram introduzidas e agora há muita variedade sobre o sistema de tecnologias de informação.

IoT - Onde todos os sistemas que estão conectados com redes de computadores. Permite que pessoas e coisas sejam conectadas a qualquer hora, em qualquer lugar, idealmente usando qualquer caminho, rede ou serviço.

Manufatura aditiva - Personalização com a ajuda da manufatura aditiva completa. Vulgarmente conhecida como impressão 3D, e é principalmente usada no processo de fabrico durante construção de edifícios e objetos, fazendo sobreposição de camadas. Também é uma tecnologia que ajuda na conceção de novos produtos, novos modelos e novos processos industriais.

Robótica - O principal objetivo desta tecnologia é obter a eficiência máxima e o lucro máximo ao longo dos processos. Para obter esse processo de automação, a indústria deve adotá-lo no processo de fabrico, visto que a automatização foi maioritariamente alcançada através da robótica, onde os robôs são usados para substituir humanos em empresas de manufatura.

Cibersegurança - A cibersegurança tem como objetivo proteger as informações e os sistemas que podem estar sob ameaças críticas. As ameaças cibernéticas podem evoluir rapidamente com muitos outros ataques e ameaças. Manter a estratégia de cibersegurança é um grande desafio para as empresas privadas nos dias de hoje. É um método preventivo utilizado para proteger todos os sistemas de ataques.

Sistemas de posicionamento global (GPS) - É uma aplicação feita para combinar satélites que estão ao redor da Terra para calcular o tempo, localização e velocidade necessária para ir de um lugar para outro. *GPS* é uma das grandes conquistas que ocorreu devido à Indústria 4.0.

Tecnologia móvel - um dispositivo de comunicação utilizado para comunicar com outras pessoas através de dispositivos sem fios.

Nanotecnologia - A nanotecnologia é uma tecnologia única que controla átomos e moléculas utilizados no fabrico de produtos minúsculos.

Simulação - Tecnologia que utiliza o computador para a prototipagem de objetos, sistemas ou processos do mundo real. A simulação é tão poderosa na compreensão da dinâmica do sistema de negócios, que na fabricação de produtos personalizados mostra os detalhes e o processo usado para obter a forma final do produto.

Sensores e Atuadores - Dispositivo que utiliza itens como luz, som, calor, movimentos e pressão e os envia ao transmissor para fins de medição.

Digital Twins - Permite apresentar os objetos ou uma ideia em formato digital, como por exemplo para grandes edifícios e fábricas.

Integração de sistemas horizontais e verticais - Há muito mais avanços nos sistemas verticais e horizontais devido à Indústria 4.0. Um sistema horizontal refere-se à colaboração entre empresas parceiras em uma cadeia de abastecimento para melhorar a eficiência e a eficácia dos processos produtivos. Já um sistema vertical, refere-se à integração de diferentes níveis hierárquicos da organização, desde o chão de fábrica até à gestão de topo.

Realidade aumentada - A realidade aumentada é física mais avançada existente nos dias atuais. É utilizada através de imagens, sons e efeitos que melhoram a experiência do mundo usando certos softwares de exibição de imagens.

3.4 Impacto

A Indústria 4.0 tem um grande impacto no crescimento da produtividade. Para além disso, o interesse pelas tecnologias digitais tem vindo a crescer todos os anos, embora a sua introdução nas indústrias seja atualmente lenta e limitada (Kozlovskaya et al., 2021).

De acordo com Alaref & Khan, (2021), a Indústria 4.0 tem trazido novos desafios às empresas, uma vez que altera os serviços, processos, planos e operações. Tem um impacto direto e indireto na criação de novos empregos à medida que novos modelos de negócio têm vindo a ser criados. As áreas mais críticas em que a Indústria 4.0 tem um impacto são: 1) Produtos e

serviços, 2) Indústria, 3) Modelos de negócio e economia, 4) Desenvolvimento de competências e ambiente de trabalho, que foram descritas detalhadamente abaixo.

1) Produtos e Serviços - A rápida mudança econômica tem trazido uma maior procura, requerendo assim uma maior variedade de produtos e serviços encontrados. O processo tornou-se mais inteligente e rápido para atender aos requisitos dos clientes. A Indústria 4.0 é caracterizada pela criação de novos produtos usando sistemas incorporados que são confiáveis, operam em tempo real, obtêm o status do ciclo de vida e otimizam a cadeia de valor.

2) Indústria - O setor mais afetado será a indústria, pois os sistemas integram processos e produtos, onde o conceito mudou de produção em massa para personalização em massa. A produção e os processos serão afetados pelo estabelecimento de fábricas inteligentes. Isso aumentará a flexibilidade e a eficiência. A Indústria 4.0 terá um grande impacto nos processos, sistemas e cadeia de abastecimento.

3) Modelos de Negócios e Economia - Muitos novos modelos de negócios inovadores foram introduzidos nos últimos anos. As novas tecnologias na Indústria 4.0 mudaram a forma como os produtos são fornecidos. Mudou de formas tradicionais para uma forma inovadora trazendo novas oportunidades e modelos de negócios.

4) Desenvolvimento de Habilidades e Ambiente de Trabalho - O futuro do trabalho exigirá novas oportunidades e competências. É muito importante criar empregos para os altamente qualificados que lidarão com equipamentos técnicos muito profundos. Além disso, o treinamento é necessário para qualquer posição. A Indústria 4.0 levará à automação de tarefas, o que significa que o trabalhador deve estar preparado e treinado para diferentes tarefas.

Posto isto, a nova abordagem industrial reúne os mundos físico e digital através dos sistemas cyber-físicos que trabalham com a IoT e espera-se que esta combinação tenha efeito na indústria, na economia, nos mercados, na melhoria dos processos, na criação de novas empresas, no impacto do ciclo de vida dos produtos e no aumento da produtividade. A Indústria 4.0 tem um enorme potencial que trará muitas oportunidades para as empresas e fará a transformação de uma empresa antiquada para uma empresa muito desenvolvida (Alaref & Khan, 2021).

3.4.1 Benefícios da Indústria 4.0

Em geral, a Indústria 4.0 pode trazer muitas vantagens para as empresas de fabrico, nomeadamente uma cadeia de abastecimento ágil e a implementação de tecnologias de uma forma muito eficiente, que ajudam na utilização de conceitos logísticos como o *just-in-time*, onde é possível modificar as encomendas muito fácil e rapidamente, responder de forma atempada e adaptar o processo às suas necessidades, quer do lado do fornecedor, quer do lado do cliente.

Contudo, Papulová et al., (2022) defendem alguns benefícios específicos provenientes da Indústria 4.0 descritos abaixo.

Ferramentas de previsão e monitorização - As empresas de produção geralmente operam continuamente em operação 24 horas. É, por conseguinte, necessário evitar eventuais interrupções na produção por parte dos sistemas informáticos e das tecnologias de produção. As ferramentas de monitorização robustas permitem detetar falhas em sistemas individuais em tempo hábil, diminuindo assim as interrupções.

Capacidade de adaptação de sistemas - Antes não havia muito espaço para adaptação dentro do processo produtivo. As tecnologias da Indústria 4.0 permitem configurar e programar dispositivos para que diferentes modelos do produto fabricado, com diferentes cores e diferentes peças, possam ser produzidos simultaneamente numa linha, seguindo a sequência esperada.

Flexibilidade das tecnologias de rede - A flexibilidade não se trata apenas de elementos de configuração da rede em termos de velocidade de comunicação, o que é muito importante diretamente na parte de produção. Trata-se também de uma possibilidade de conexão e comunicação com o mundo exterior. Isto torna todo o processo de produção mais compatível e dinâmico, usando as regras de segurança necessárias ao se comunicar fora da organização.

Digitalização de documentos e processos - A digitalização também pode ser entendida como um pré-requisito para a implementação de processos de automação. Deve ocorrer na cadeia horizontal (fornecedor - empresa - cliente), mas também no nível vertical (entre departamentos da organização).

Aumento da capacidade de produção e eficiência - Este aumento é proporcionada pelas tecnologias da Indústria 4.0 que podem ser utilizadas para otimizar o consumo de energia, o próprio processo produtivo, melhorar a redistribuição de recursos, produzir maiores volumes na linha de produção e, ao mesmo tempo, identificar locais para novas melhorias.

Redução de custos - As tecnologias são asseguradas pela manutenção regular e monitorização atempada, o que evita interrupções inesperadas e o consequente impacto resultante dessas interrupções (custos). Por exemplo, não só danos nos equipamentos, mas também tempo de inatividade, que se transforma num número negativo no plano de produção acumulado. Devido ao bom funcionamento das tecnologias, o número de erros e acidentes de trabalho é naturalmente reduzido.

Segundo Alaref & Khan, (2021) a Indústria 4.0 tem um impacto positivo na área económica, social e ecológica. Do ponto de vista económico, a Indústria 4.0 pode aumentar a criação de valor e a competitividade entre empresas. Pode aumentar a eficiência e a flexibilidade da

produção e reduzir os custos logísticos. Do ponto de vista social, a Indústria 4.0 pode aproximar as comunidades usando IoT, trazendo novas aplicações e tecnologias sociais. Na vertente ecológica, a Indústria 4.0 ajuda a reduzir as emissões de gases com efeito de estufa e na redução de resíduos.

Os fabricantes têm uma grande expectativa de que o uso de tecnologias da Indústria 4.0 aumentará sua receita, pois a produção aumentará e criará oportunidades para a empresa. Além disso, o aumento da oportunidade de trabalho na empresa que advém, aumenta também a necessidade de especialistas. As tecnologias da Indústria 4.0 podem reduzir custos e melhorar o processo de tomada de decisão e melhoram igualmente a sustentabilidade ambiental e aumentam a transparência operacional.

Okwu et al., (2022) defendem que os benefícios das tecnologias emergentes abrangem todas as facetas da sociedade atual, desde a vida pessoal de um indivíduo até às indústrias, e consequentemente, o impacto das tecnologias emergentes tem vindo a ser cada vez mais sentido, permitindo assim que o mundo dos negócios evolua a um ritmo acelerado.

Para além disso, relata alguns benefícios das tecnologias emergentes para os ambientes de fabricação industrial, bem como para a cadeia de abastecimento moderna e os negócios. Alguns desses benefícios incluem, a conectividade aprimorada do sistema, resolução de problemas em tempo real, acesso remoto em tempo real à infraestrutura de negócios, treinamento aprimorado e mais barato, desperdício de processos reduzido e feedback mais rápido.

As tecnologias emergentes também têm sido úteis no setor da saúde. As tecnologias digitais têm o potencial de transformar o atual setor da saúde, proporcionando soluções de tratamento mais baratas e eficientes, melhorando a relação entre os doentes e os profissionais de saúde e melhorando os diagnósticos. É cada vez mais evidente que o futuro de um sistema de saúde sustentável e eficiente depende de uma sólida infraestrutura tecnológica digital, onde se consiga gerir o tratamento dos dados e melhorar o fluxo de informações entre os doentes e os médicos, podendo assim contribuir para o desenvolvimento de diagnósticos e técnicas de tratamento menos intrusivos para alguns tipos de doenças.

Por fim, Ghadge et al., (2020) defendem que, independentemente do rápido crescimento na Indústria 4.0, faltam estudos associados à identificação de potenciais motores e barreiras à implementação da Indústria 4.0. Deste modo, é relevante perceber quais são os principais fatores que impulsionam parcial ou totalmente a implementação da Indústria 4.0, tendo sido estes identificados da seguinte forma:

Agilidade - A implementação da Indústria 4.0 nas cadeias de abastecimento permite o planejamento e controle em tempo real, permitindo que as empresas sejam flexíveis e ágeis na resposta as condições em rápida mudança. Por exemplo, reduzir os ciclos de planejamento e os períodos mortos através de uma reação mais rápida às mudanças na procura, na oferta e nos preços. As abordagens de análise de negócios fornecem a capacidade de prever eventos e padrões futuros, como comportamento do cliente, tempo de entrega e de produção. O encaminhamento e rastreamento de entregas em tempo real também possibilitam flexibilidade, eficiência e agilidade nas operações logísticas.

Personalização - Técnicas como micro-segmentação, personalização em massa e práticas avançadas de agendamento ajudam as empresas a fornecer uma maior variabilidade de produtos aos clientes, resolver problemas de forma eficiente, entregar os pedidos dos clientes a um ritmo mais rápido adotando técnicas inovadoras e digitalizadas de entrega e distribuição, como entrega por *drone*, superando assim as expectativas dos clientes.

Precisão - As tecnologias da Indústria 4.0 fornecem dados em tempo real, consistentes e precisos para tomar decisões mais informadas. Assim, os sistemas de gestão de desempenho da próxima geração proporcionam uma visibilidade melhorada de ponta a ponta em toda a cadeia de valor. As informações vão desde importantes indicadores de desempenho de alto nível, como atendimento ao cliente e nível de atendimento de pedidos, até dados de processo detalhados, como a localização exata de caminhões na rede logística.

Eficiência - A eficiência é impulsionada pela automatização de tarefas físicas, planejamento, controle e processo de troca de informações. Um grande número de empresas usa tecnologias automatizadas, especialmente nos seus sistemas logísticos. Essas tecnologias incluem robôs e guias de manuseio de materiais.

3.4.2 Desafios, Barreiras e Problemas

Há também algumas forças de resistência intimidadoras e barreiras para implementar práticas da Indústria 4.0. De acordo com Ghadge et al., (2020), essas barreiras podem ser classificadas em quatro dimensões empresariais: natureza organizacional, questões legais e éticas, perspectiva estratégica e dimensão tecnológica. As barreiras mais comuns para a adoção da Indústria 4.0 são listadas a seguir.

Restrições financeiras - A restrição financeira é um desafio significativo na adoção da Indústria 4.0 no que diz respeito ao desenvolvimento de uma infraestrutura moderna avançada e inovações de um processo sustentável. A competência técnica da organização focal é a principal ênfase que afeta a escala do investimento. No entanto, as perspectivas económicas mantêm-se

numa fase iniciante. Esta falta de clareza no que diz respeito à análise custo-benefício e aos ganhos monetários nos investimentos digitais é um desafio imperativo para a aplicação da Indústria 4.0.

Falta de apoio à gestão - As mudanças transformacionais da Indústria 4.0 são rápidas e exigem o desenvolvimento de competências e formação adequados, o que é difícil de concretizar sem um elevado nível de apoio à gestão, visto que o principal requisito para iniciar a Indústria 4.0 consiste na colaboração multifuncional através da digitalização de todos os elementos da rede da cadeia de valor.

Resistência à mudança - As indústrias não têm certeza e não estão familiarizadas com o termo Indústria 4.0 e ignoram os benefícios da transformação digital, devido à qual há relutância em adotá-la. Os sistemas operacionais e de gestão estão a tornar-se mais complexos com a expansão global das redes e mercados empresariais. A falta de competências para gerir dados globais, bem como as mais recentes inovações tecnológicas, aumentam a hesitação das empresas em adotar tecnologias da Indústria 4.0.

Falta de especialização - A literatura apela a estudos organizados e altamente focados por profissionais e estudiosos para compreender as implicações da adoção da Indústria 4.0. Há necessidade de estudos sobre a criação de estruturas para o desenvolvimento de cadeias de abastecimento orientadas pela Indústria 4.0 e novas abordagens de gestão relevantes, considerando os benefícios, questões de implementação e barreiras para a adoção desta abordagem.

Falta de políticas e apoio do governo - Os governos fornecem a infraestrutura necessária para o mundo digital na maioria dos países. No entanto, há falta de um roteiro para mudar a infraestrutura industrial, principalmente devido à falta de clareza sobre as consequências da Indústria 4.0. Para além disso, existem também outros obstáculos enfrentados pelas organizações que tentam implementar tecnologias da Indústria 4.0, tais como práticas insuficientes de investigação e desenvolvimento na Indústria 4.0, falta de infraestruturas, dados de má qualidade, falta de cultura digital e falta de confiança através de parceiros (Hamzah et al., 2020).

Okwu et al., (2022) defendem que as crenças culturais podem atuar como potenciais barreiras para a implementação de novas tecnologias. Por exemplo, o uso de inteligência artificial em hospitais para administrar medicamentos e efetuar procedimentos pode assustar os pacientes. Muitos pacientes podem tornar-se social e culturalmente resistentes. O aspeto do reconhecimento facial tem mostrado obliquidades em alguns grupos étnicos. Este enviesamento pode dever-se à predominância de certos grupos étnicos na base de dados da tecnologia.

Para além disso, os desafios comuns das tecnologias digitais incluem a vulnerabilidade a ciberataques. A maioria das aplicações de tecnologias emergentes está ligada à internet, que se tornou uma ferramenta crítica para a funcionalidade das economias globais. No entanto, a internet fica vulnerável a atividades hostis e maliciosas. Estas atividades conduzidas por indivíduos e grupos destinam-se geralmente a divulgar informações erradas, a roubar dados essenciais e a perturbar sistemas críticos.

Outra preocupação existente, é a possibilidade da perda de empregos. Do ponto de vista socioeconómico, existem medos e preocupações quanto à possibilidade de as tecnologias digitais substituírem os humanos em certas atividades laborais.

INTEGRAÇÃO DO SPC COM A INDÚSTRIA 4.0

4.1 Método da Pesquisa

Neste subcapítulo é exposto o método da pesquisa que consistiu numa revisão sistemática da literatura, com o objetivo de responder à seguinte questão de investigação: "Quais as abordagens de integração do SPC com as tecnologias da I4.0?".

Para esta revisão sistemática utilizaram-se duas bases de dados, *Scopus* e *Web of Science*, por serem multidisciplinares e por isso de grande relevância em várias áreas. Na pesquisa foram utilizadas a combinação das seguintes palavras-chave: "Statistical Process Control" AND "Industry 4.0" nos campos título, resumo e palavras-chave no *Scopus*, e no campo tópico no *Web of Science*.

No final deste primeiro passo obtiveram-se no total 86 artigos, e devido ao número reduzido de artigos encontrados, não houve a necessidade de se restringir os anos de publicação, sendo importante referir que a pesquisa foi efetuada a Fevereiro de 2023.

No entanto, estes artigos foram limitados quanto à área de pesquisa: *Engineering, Computer Science (Scopus); Engineering industrial, Engineering Manufacturing, Automation Control Systems, Computer Science Artificial Intelligence, Operations research Management Science, Computer Science Software Engineering, Computer Science Information Systems, Computer Science Theory Methods (Web Of Science)*. Neste ponto obteve-se um total de 65 artigos.

Posteriormente, procedeu-se à remoção dos artigos duplicados ficando-se com 47 artigos. De seguida, obtiveram-se os textos integrais de 36 dos 47 artigos pois não foi possível o *download* de 11 artigos.

Numa última fase realizou-se uma análise da elegibilidade, baseada nos critérios de inclusão/exclusão em que foram então incluídos:

- Artigos que apresentam ao longo do seu desenvolvimento, uma abordagem clara da integração do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0;
- Artigos que descartam o uso do SPC no contexto da Indústria 4.0, indicando a razão pela qual o fazem e propondo uma abordagem alternativa.

Nesta fase, dos 36 artigos foram removidos 14, conservando-se assim 21 artigos para a avaliação e análise crítica. A Figura 4.1 representa todo método de pesquisa utilizado.

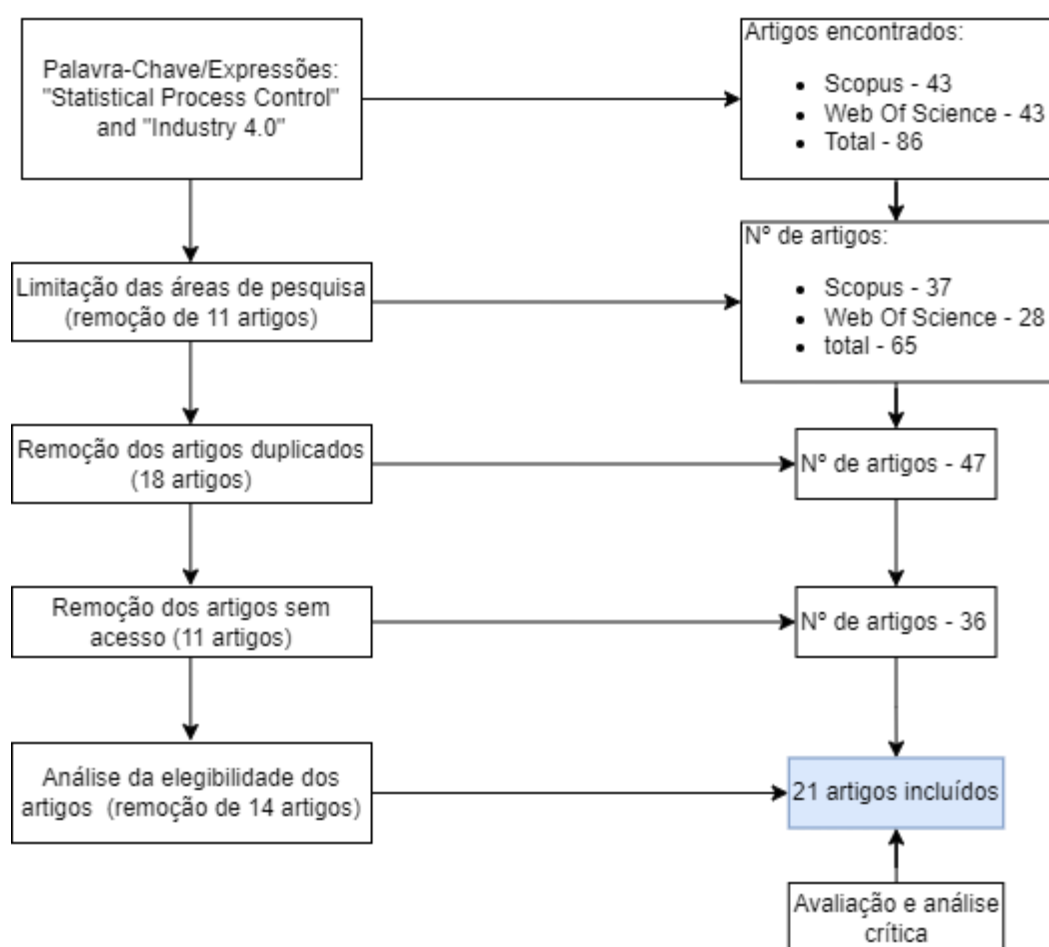


Figura 4.1 - Método de pesquisa utilizado

4.2 Resultados

Dos 21 artigos incluídos no final da pesquisa descrita anteriormente, quatro desenvolvem alternativas ao uso do SPC no contexto da Indústria 4.0 e 17 apresentam abordagens de

integração do SPC com tecnologias da Indústria 4.0. Esta separação é reforçada pela exposição dos dados destes artigos em tabelas diferentes.

Na Tabela 4.1 são apresentados os autores, ano de publicação e resumo da abordagem proposta dos quatro artigos das alternativas. E nas Tabelas 4.2 a 4.7 são expostos os autores, ano de publicação, resumo das abordagens de integração do SPC na Indústria 4.0 e ainda as tecnologias da Indústria 4.0, dos artigos que combinam o SPC com as tecnologias a Indústria 4.0.

Tabela 4.1 - Resumo dos artigos das abordagens alternativas ao uso do SPC no contexto da Indústria 4.0

Autores	Ano de publicação	Área da Indústria	Abordagem Proposta
Muller T., Pillet M., Maire J.L., Pillet D.	2020	Empresas mecânicas	As transformações tecnológicas relacionadas à implementação da Indústria 4.0 questionam a relevância do SPC tradicional principalmente em empresas mecânicas que utilizam máquinas de Controlo Numérico por Computador (CNC). É proposto um novo conceito de <i>Automated Process Control</i> (APC) com as seguintes três principais inovações: o uso de <i>Machine Learning</i> (ML) para controlar processos de forma mais precisa, a consideração simultânea de todas as características disponíveis em processos multidimensionais e, finalmente, a dissociação entre conformidade e controlo para essas características.
Munirathinam S.	2021	Indústria da transformação (monitorização da condição das máquinas)	Nas indústrias, a maioria das empresas adotam a abordagem de SPC para a monitorização de máquinas/equipamentos caros. A grande falha desse sistema de monitorização é que ele não é capaz de detetar desvios dentro do limite estático, o que significa que, quando os limites são ativados, frequentemente é tarde demais para a equipa de fabrico tomar medidas preventivas antes que o sistema falhe. Monitorizar a saúde dos equipamentos caros na fábrica é crucial para o negócio, e há oportunidades em que a IoT pode ser verdadeiramente transformadora. O modelo proposto tem baixa complexidade computacional composto por um modelo de <i>Double Linear Regression</i> e um sistema SCADA, que pode ser aplicado a <i>batch</i> e <i>stream data</i> . É também apresentada uma infraestrutura e arquitetura que permite análises quase em tempo real usando a plataforma IoT e o <i>streaming cluster</i> , reduzindo a latência dos dados disponíveis. Este sistema revela ser capaz de fornecer uma deteção das falhas precoce (antes que o impacto seja observado) em comparação com o sistema existente.
Huang, WP; Lu, SW; Tang, XQ	2021	Indústria de transformação	Os métodos tradicionais de controlo de qualidade geralmente são baseados no SPC, no entanto este método requer que os dados do processo sigam uma distribuição independente e idêntica, o que limita sua aplicação na indústria. De acordo com as características dos dados atuais de qualidade do produto da indústria de manufatura é proposto um modelo de <i>clustering hypersphere</i> combinando o algoritmo <i>k-means clustering</i> com o <i>Support Vector Data Description</i> (SVDD).
Feng S., Mo J.P.T.	2022	Indústria da transformação (diagnóstico de falhas das máquinas)	Neste artigo, vários métodos de deteção da tendência de falhas foram testados, incluindo o SPC, <i>Fast Fourier Transform</i> (FFT) e <i>continuous wavelet transform</i> (CWT). Esta pesquisa demonstrou que SPC é um sistema de deteção fora do limite baseado em tempo. A eficácia do sistema depende do valor limite que precisa ser definido de tal maneira que possa alertar quando o sistema tem a tendência de produzir mais pontos fora de controlo, mas, ao mesmo tempo, que não alerta muito rapidamente quando o sistema produz um ou dois fora de controlo ocasionalmente. Com base na avaliação da eficácia, foi desenvolvido o Synchronised CWT Scalogram Fault Prediction System para a análise de sinais e previsão de falhas. O método proposto de processamento digital de sinais para previsão de tendências requer a captação e análise contínua de dados de desempenho e, uma vez reconhecida a tendência de falha, medidas preventivas podem ser tomadas para interromper ou ajustar a máquina a fim de eliminar a produção de produtos não-conformes e economizar tempo ou retrabalho.

Tabela 4.2 - Resumo dos artigos que demonstram a importância e as mais valias da combinação do SPC com as tecnologias da I4.0

Autores	Ano de publicação	Área da Indústria	Abordagem de Integração do SPC na I4.0	Tecnologias da I4.0
Atalay M., Caner Testik M., Duran S., Weiß C	2020	Indústria de Transformação	É um estudo de um ponto de vista algorítmico que fornece diretrizes para selecionar a largura dos limites de controlo, o tamanho da amostra e o estimador do desvio padrão na Fase I da implementação da carta de observações individuais para uma melhor performance das métricas AARL0 e SDARL0 na Fase II. Neste estudo são considerados seis estimadores de desvio padrão, três níveis de contaminação e avalia as larguras dos Limites de Controlo quanta à filtração de <i>outliers</i> .	
Testik, MC; Kara, O; Knoth, S	2020	Geral	Este artigo apresenta uma abordagem algorítmica, que recomenda do tamanho da amostra, a largura dos limites de controlo e os estimadores a usar na Fase I da carta de observações individuais, para um melhor desempenho na Fase II da carta EWMA, considerando diferentes taxas de contaminação.	
Parto, M; Saldana, C; Kurfess, T	2020	Indústria de Transformação	Neste estudo foi feita uma comparação quanto à precisão e a latência dos seguintes métodos: SPCC, SESD, ARIMA, DSPCC, MSPCC, RTDSPCC, RTMSPCC. Conclui-se que os métodos <i>Real Time Dynamic SPCC</i> , <i>Real Time Moving SPCC</i> e as suas versões sazonais, são os mais precisos, com menos latência independentemente da quantidade de dados. Também se comparou <i>Incremental Bayesian classifier</i> , SVM; KNN; GNB; ANN; DT; RF; AB, e conclui-se que o <i>Incremental Gaussian Naive Bayes</i> (IGNB) é o mais rápido a atualizar, ou seja, menos latência.	<i>Incremental Bayesian classifier</i> ; SVM; KNN; GNB; ANN; DT; RF; AB
Udugama I.A., Gargalo C.L., Yamashita Y., Taube M.A., Palazoglu A., Young B.R., Gernaey K.V., Kulahci M., Bayer C.	2020	Indústria (Bio)química	Neste artigo é examinado o estado atual das metodologias concorrentes de monitorização estatística de processos (SPM) e do Controlo do Processo (EPC), juntamente com as metodologias híbridas que combinam ferramentas e técnicas que pertencem a qualquer um dos campos. Após análise foi concluído que um passo fundamental será o desenvolvimento de métodos que fundam <i>Closed-Loop Process Control</i> com funcionalidades adicionais. Tais funcionalidades podem incluir métodos para a resolução de problemas e diagnóstico, bem como métodos em <i>closed-loop</i> para a identificação e o desencadeamento de atualização de modelos (extensão natural dos conceitos estabelecidos de SPM e ML).	NN; <i>soft-sensors</i> ; ML

Tabela 4.3 - Resumo dos artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da I4.0

Autores	Ano de publicação	Área da Indústria	Abordagem de Integração do SPC na I4.0	Tecnologias da I4.0
Ramezani, J; Jassbi, J	2017	Indústria da Transformação	Este artigo desenvolve um sistema inteligente capaz de construir e analisar as Cartas de Controlo de modo a identificar defeitos, detetar fontes de variação e recomendar ações corretivas automaticamente. O <i>Hybrid Expert Decision Support System</i> (EDSS) ou SPC inteligente (ISPC), utiliza as <i>Artificial Neural Networks</i> (ANN) para o reconhecimento de padrões, e o <i>Expert System</i> (ES) para identificar as causas de variação e recomendar ações corretivas. EDSS = ISPC = NN + ES	ANN; ES
Nasir N., Bani Hashim A.Y., Md Fauadi M.H.F., Ito T.	2018	Indústria da Transformação	Neste artigo é proposto um <i>Graphical User Interface</i> (GUI) que permite o utilizador visualizar as Cartas de Controlo (Carta da Proporção não Conforme) e de <i>Statistical Pattern Recognition</i> (SPR). Para o SPR foi escolhido o Modelo <i>Oculto de Markov</i> (HMM). GUI = SPC + SPR	HMM
Packianather, MS; Munizaga, NL; Zouwail, S; Saunders, M	2019	Indústria da Saúde (monitorização da Condição das máquinas)	Este artigo apresenta uma metodologia para o desenvolvimento de um <i>Smart Predictive Condition-Based Maintenance Model</i>. Esta metodologia é composta por três fases: 1. uso do MS Excel para a automatização dos cálculos para o controlo estatístico; 2. Matlab <i>algorithm</i> para a visualização do SPC de modo a identificar comportamento aceitável; 3. <i>Soft Computing tools</i> (<i>Data Mining</i> e ML) para desenvolver um modelo capaz de prever a tendência do processo de modo a indicar quanto tempo até que o processo fique fora de controlo, ou seja, acontece uma falha da máquina. Este modelo automatiza assim a avaliação do desempenho do analisador. <i>Smart Predictive CBM</i> = MS Excel + Matlab <i>algorithm</i> (SPC) + <i>Soft Computing Tools</i> (<i>Data Mining</i>; ML)	Matlab ML <i>algorithm</i> , <i>Soft computing tools</i> . (Data Mining, ML)

Tabela 4.3 - Resumo dos artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da I4.0 - Continuação

Autores	Ano de publicação	Área da Indústria	Abordagem de Integração do SPC na I4.0	Tecnologias da I4.0
Destro F., Salmon A.J., Facco P., Pantelides C.C., Bezzo F., Barolo M.	2020	Indústria Farmacêutica	Neste estudo é aplicada uma abordagem híbrida de modelos <i>Knowledge-driven</i> e <i>Data-driven</i> para a deteção e diagnóstico de falhas. No modelo <i>Knowledge-driven</i>, é utilizado o <i>Extended Kalman filter</i> (EKF) para a estimação dos parâmetros. E no modelo <i>Data-driven</i> é aplicado <i>Latent Variables Model</i> (LVM) para a monitorização, sendo que este consiste na combinação do <i>Principal Components Analysis</i> (PCA) e o Controlo estatístico de Processos Multivariado (MSPC). Hybrid = <i>knowledge-driven</i> (EKF) + <i>data-driven</i> (LVM = PCA + MSPC)	EKF; PCA
Joshi K.N., Patil B.T., Vaishnav H.B.	2020	Indústria da Transformação (Tornos mecânicos)	Este artigo apresenta uma abordagem para a monitorização do processo de usinagem integrando três técnicas: Machine Vision (MV), para o processamento de imagens e extração das suas características (medição dos parâmetros); PCA para redução da dimensionalidade; e MSPC usado a carta T^2. MV + PCA + MSPC	MV; PCA
Saidy C., Xia K., Kircaliali A., Harik R., Bayoumi A.	2020	Indústria de Des-salinização da água	Este artigo investiga a praticabilidade e a viabilidade do uso de Cartas de Controlo na monitorização e manutenção preditiva. É apresentado um modelo de <i>Predictive Condition-Based Maintenance</i> que consiste na combinação da Carta de Controlo CUSUM, <i>Naive-Bayes classifier</i> para precisão de falhas, e <i>Intelligent Robotic Actuation System</i> baseado em técnicas de ML (Reinforcement Learning e Deep Neural Network) para tomadas de decisão online. Predictice CBM=CUSUM chart + NB + intelligent robotic actuation system	Naïve-Bayes classifier; Intelligent Robotic Actuation System (ML Techniques)

Tabela 4.3 - Resumo dos artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da I4.0 - Continuação

Autores	Ano de publicação	Área da Indústria	Abordagem de Integração do SPC na I4.0	Tecnologias da I4.0
Wierschem D.C., Jimenez J.A., Méndez Mediavilla F.A.	2020	Indústria da Transformação	Este artigo apresenta um Sistema de Captação de Movimento aplicado na análise do manuseamento de uma pistola de cola. Este método permite realizar estudos de tempo e movimento através do seguimento contínuo não invasivo de movimento repetitivo, e segmentar séries temporais de dados de movimento, analisando estes segmentos e aplicando técnicas analíticas para detetar padrões. O sistema é composto por três módulos independentes: o ambiente MoCap e o módulo de recolha de dados, o módulo de processamento e armazenamento de dados, e o módulo de análise intensiva de dados. O módulo de análise intensiva de dados inclui <i>Dynamic Time Warping</i> (DTW), utilizado para alinhar os segmentos de movimento antes de realizar análise; SPC para detetar padrões e os desvios desses padrões; e <i>Cluster analysis</i>, nomeadamente <i>Word's Cluster Method</i> para agrupar os segmentos de movimento de execução semelhante. Módulo de Análise Intensiva= DTW + SPC + Cluster	<i>Motion Caption System</i> (MoCap); DTW; Cluster
Fogliazza G., Arvedi C., Spoto C., Trappa L., Garghetti F., Grasso M., Colosimo B.M.	2021	Indústria da Transformação (monitorização da Condição das máquinas)	Neste estudo, é apresentada uma abordagem de monitorização do estado de saúde das máquinas que combina três ideias-chave. A primeira consiste na utilização da chamada abordagem <i>Finger-print</i>, que é a realização de execuções periódicas de um ciclo de teste pré-definido, sem carga. O segundo envolve a utilização de sinais de duas fontes: sensores que já estão disponíveis no PLC (<i>Programmable Logic Controller</i>) da máquina, através de uma interface chamada <i>"Flight Recorder"</i>, mais um acelerómetro adicional. Sistema <i>"Flight Recorder"</i> é utilizado para exportar, recolher e pré-processar sinais do Controlo numérico computador (CNC) da máquina. O terceiro consiste em utilizar uma solução de ML, baseada no PCA. E depois, a conceção de Cartas de Controlo Multivariadas (T^2 e Q) sobre os componentes principais, permite detetar desempenhos degradados das máquinas de uma forma totalmente automatizada. Sensores + PCA + MSPC --> <i>Output: User Interface</i> (índice de Degradação + Limites de alarme)	Sensores; Data mining; PCA
Chen, H	2022	Indústria de Energia Elétrica	Neste artigo é proposto <i>Protection Mechanism of On Time Delivery</i> com sistema de <i>Smart Production Control</i>. O Sistema de <i>Smart Production Control</i> monitoriza o fluxo a partir de <i>Software-Defined Networking</i> (SDN), em que todas as equipas funcionais transferem dados em tempo real para o <i>Data Analysis Center</i>. No <i>Data Analysis Center</i>, quando existe algum problema, ele é resolvido seguindo o ciclo DMAIC a partir da Análise do Sistema de Medição Medição (teste R&R para analisar a precisão do sistema de medição), do SPC (cartas da média e da amplitude, para estabilidade do processo e a Capacidade do Processo) e Teste de Hipóteses (verificar se a modificação melhorou o <i>output</i> do processo ou não).	SDN

Tabela 4.4 - Resumo dos artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da I4.0, com módulos em *closed-loop*

Autores	Ano de publicação	Área da indústria	Abordagem de Integração do SPC na I4.0	Tecnologias da I4.0
Bodur O., Stepanek V., Walcher E.M., Durakbasa N.	2020	Indústria da Transformação (Impressão 3D)	Motivado pela automatização de processos de produção com a integração de normas de qualidade e sistemas de gestão, este artigo foca-se na especificações geométricas da manufatura aditiva e da peça de ensaio impressa, no método de fabrico FDM e parâmetros de corte, na avaliação do controlo estatístico do processo (limites de especificação e Capacidade do Processo, Cpk), e na abordagem de compensação para otimizar a precisão da impressora 3D. É aplicada um <i>self-optimizing close loop</i> entre a máquina de produção e a máquina de medição que ajuda a cumprir os requisitos das superfícies funcionais e para obter uma produção zero de resíduos durante todo o fabrico.	3D printing;
Dutta, G; Kumar, R; Sindhvani, R; Singh, RK	2021	Pequenas e Médias Empresas	Neste artigo é proposta uma visão holística da digitalização dos processos de qualidade, nas médias e pequenas empresas (SMEs). A visão holística desenvolvida integra sistemas de Tecnologia da Informação (TI), <i>Cloud applications</i> e sistemas de Tecnologia Operacional (OT). É utilizado o <i>Advanced Product Quality Planning</i> , composto pelo <i>Product Lifecycle Management</i> (PLM) (com <i>closed-loop data</i>) e tecnologias digitais para a realização de experiências de conceção, atribuição de tarefas e visualização do estado e fluxos de trabalho. A <i>Industrial IoT</i> incluída nesta abordagem, permite obter dados em <i>real-time</i> , conduzindo a um SPC capaz de identificar as não-conformidades e defeitos em <i>real-time</i> .	TI; <i>Cloud applications</i> ; OT

Tabela 4.4 - Resumo dos artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da I4.0, com módulos em *closed-loop* - Continuação

Autores	Ano de publicação	Área da indústria	Abordagem de Integração do SPC na I4.0	Tecnologias da I4.0
Cohen, Y; Singer, G	2021	Indústria de Semicondutores	Este documento apresenta uma <i>smart supervisory framework</i> para um único controlador de processo em <i>closed-loop</i>, alinhada com o conceito de <i>Cyber Physical System</i> (CPS) na medida em que permite <i>self-awareness</i>, <i>self-diagnosis</i>, <i>self-prognosis</i>, e <i>self-healing</i> do processo. A estrutura é constituída por quatro módulos: (1) <u>Módulo de Control and Awareness</u> - execução de controlo e ajustes contínuos do processo (APC), bem como a identificação de anomalias (ML e SPC) que requerem diagnóstico adicional; (2) Módulo <i>Process-diagnosis</i> - execução de análise contínua (recorrente) do estado e tendências do processo (<i>Root Cause Analysis</i> (RCA) e <i>Case-Based Reasoning</i> (CBR)); (3) Módulo <i>Prognosis and Healing</i> - prognóstico e intervenção automatizada através de alterações de parâmetros, reconfigurações, e manutenção automatizada (<i>Recurrent ML</i>); (4) Plataforma de Interação Externa - interface para interação com peritos, apresentando-lhes a informação de análise do processo e obtendo feedback dos mesmos como parte de um processo de aprendizagem (<i>ML-supervised training</i>). CPS= (1) <i>Control and Awareness</i> (APC e SPC+ML); (2) <i>Process-diagnosis</i> (RCA+CBR); (3) <i>Prognosis and Healing</i> (RML); (4) <i>External Interaction Platform</i> (ML).	CPS; APC; ML
Singer, G; Cohen, Y	2021	geral	Este artigo propõem um abordagem baseada na necessidade de processos de monitorização complexos com um mecanismo de controlo de feedback (<i>closed-loop control</i>) num ambiente de Indústria 4.0. A abordagem é composta por três componentes: (1) <i>Automatic Process-Control</i> (APC), controlo do feedback é aplicado ativamente através da realização de ajustes para compensar automaticamente as perturbações do processo; (2) <i>Process Component</i>, assume um estado de processo esperado e compara-a com o estado real gerado pelo processo; (3) <i>Self-Adaptive SPC</i>, identificação do estado de fora de controlo e tomada de ações corretivas. Ainda neste componente, o mecanismo <i>Self-Adaptive</i> é acionado quando há alteração das dependências ou do nível de autocorrelação das observações, bem como dos padrões, de modo a ser utilizado o modelo de ML mais adequado às observações mais recentes.	APC; ML

De seguida estão expostas análises de alguns dos dados recolhidos dos 17 artigos que integram o SPC com as tecnologias da Indústria 4.0, e

Em relação aos anos de publicação, construiu-se o gráfico representado na Figura 4.2 para uma melhor visualização. Analisando o gráfico observa-se que o ano 2020 concentra o maior número de artigos, e que nos anos seguintes houve uma diminuição.

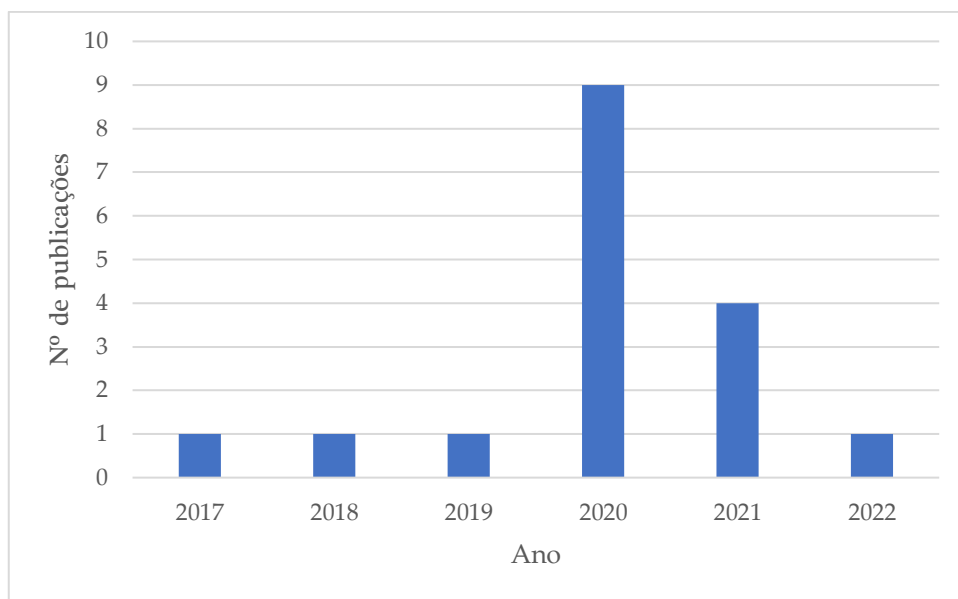


Figura 4.2 - Evolução de publicações ao longo dos anos

No que diz respeito às áreas da indústria, a aplicação das abordagens propostas nos artigos revistos foram aplicados nas indústrias da transformação, da saúde, farmacêutica, bioquímica, dessalinização da água, de energia elétrica e de semicondutores, bem como nas Pequenas e Médias empresas (SMEs).

Na coluna "Abordagem de integração do SPC na Indústria 4.0", tal como o próprio nome indica, são apresentadas as diferentes abordagens para a integração do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0, e é também fornecido, quando possível, um esquema do sistema para melhor visualização da abordagem.

Baseadas no nível de digitalização do SPC e na apresentação de sistemas completos de controlo de processos, os artigos foram agrupados em três grupos.

Ao primeiro grupo (Tabela 4.2) contém artigos que demonstram a importância da digitalização do SPC no contexto atual e as mais valias da combinação do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0.

O segundo grupo (Tabela 4.3, 4.4 e 4.5) é constituído por artigos que apresentam abordagens do controlo de processos, combinando o SPC e as tecnologias da Indústria 4.0.

E por último, o terceiro grupo (Tabela 4.6 e 4.7) reúne artigos que também desenvolvem abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da Indústria 4.0, mas com um nível de automatização superior por incluírem módulos em *closed-loop*.

4.3 Discussão dos Resultados

- **Artigos das abordagens alternativas ao uso do SPC no contexto da Indústria 4.0**

Neste grupo são expostos artigos de autores que descartam o SPC no contexto da Indústria 4.0, bem como a sua comparação com outras abordagens que integram o SPC e solucionam as limitações expostas pelos primeiros.

Muller et al., (2020) afirmam que devido às transformações tecnológicas da I4.0, o SPC torna-se questionável, principalmente em empresas mecânicas que utilizam máquinas com Controlo Numérico por Computadores (CNC). E propõe o *Automated Process Control* (APC) como método de controlo de processos.

Apesar de Muller et al., (2020) terem referido a inviabilidade da aplicação do SPC em máquinas com CNC, Fogliazza et al., (2021), Dutta et al., (2021) e Bodur et al., (2020) provam o contrário. É de referir ainda que, embora Muller et al., (2020) proponham o APC como alternativa ao SPC, os autores Singer & Cohen, (2021) e Cohen & Singer, (2021) integram os dois métodos nas suas abordagens.

Munirathinam, (2021) aponta as seguintes situações como barreiras do SPC na monitorização da condição de máquinas: na análise da tendência histórica dos dados, é visualizada apenas a tendência geral em vez de pequenas variações; a dificuldade em estimar a tendência para uma grande quantidade de dados. De modo resolver os problemas apresentados propõe um modelo de baixa complexidade computacional e que pode ser aplicado a *batch* ou *stream data*. Este modelo é composto por *Double Linear Regression (DLR) model* e *SCADA System*.

O estudo realizado por Feng & Mo, (2022), também se enquadra na manutenção de máquinas, e testam o SPC, *Fast Fourier Transform (FFT)* e *continuous wavelet transform (CWT)* quanto à sua eficácia no processamento de dados para detetar falhas que estão prestes a ocorrer. Os autores concluem que o SPC é um sistema de deteção de desvios baseado no tempo, em que a sua eficácia depende do valor do limite. Propõem então o *Synchrosqueezed CWT Scalogram Fault Prediction System* para a análise de sinais e previsão de falhas.

Os autores Packianather et al., (2019), Saidy et al., (2020) e Fogliazza et al., (2021), também abordam a manutenção preditiva através da aplicação do SPC, comprovando assim sua aplicação nesta área.

Huang et al., (2021) identificam a necessidade de os dados do processo seguirem uma distribuição independente e idêntica, como uma limitação à aplicação do SPC na indústria. Propõem um modelo de *Clustering Hypersphere* combinando o algoritmo *k-means Clustering* com o *Support vector data description*, sendo este último baseado no *support vector machines (SVM)*.

Salienta-se que Wierschem et al., (2020) também usam um algoritmo de *clustering* mas combinando-o com o SPC.

- **Artigos que demonstram a importância e as mais valias da combinação do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0**

Os artigos aqui discutidos apresentam conclusões importantes quando à digitalização do SPC, bem como a sua combinação com as tecnologias da Indústria 4.0.

Atalay et al., (2020) e Testik et al., (2020) apresentam abordagens algorítmicas sobre a Fase I da construção das Cartas de Controlo de modo a obter uma maior performance do ARL na Fase II. E apresentam diretrizes que podem ser utilizadas no desenvolvimento de sistemas informáticos capazes de desenhar as Cartas de Controlo sem intervenção humana.

As tecnologias de *IoT* facilitam a aquisição de dados, proporcionando uma grande quantidade de dados complexos de serem analisados. Parto et al., (2020) comparam diferentes variações dos métodos convencionais SPC e *Bayesian Classification*, de modo a determinar qual possui melhor precisão e latência na análise de *stream data*. Em conclusão, *Real Time Dynamic SPCC*, *Real Time Moving SPCC* e as suas versões sazonais, tal como Incremental *Gaussian Naïve Bayes* (IGNB) têm um grande potencial para aplicações de *IoT* na área da produção, podendo ser considerados como base para a criação de estruturas onde são necessários o treinamento em tempo real e previsão de modelos ML.

Udugama et al., (2020) fornece uma análise das metodologias atuais e concorrentes que utilizam ferramentas do SPC e tecnologias da I4.0 para a monitorização e controlo estatístico de processos. E conclui que há a necessidade de desenvolver métodos de controlo do processo em *closed-loop*.

- Artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da Indústria 4.0

Nos artigos destes grupos são desenvolvidos sistemas de controlo do processo, combinando SPC e tecnologias da Indústria 4.0.

A um nível mais simples de digitalização do SPC na produção temos os sistemas proposto por Ramezani & Jassbi, (2017) e Nasir et al., (2018). Estes autores desenvolvem sistemas capazes de descrever e analisar as Cartas de Controlo permitindo o utilizador visualizá-las através de uma interface. Nasir et al., (2018) apresentam um modelo que combina o SPC com o SPR (*Statistical Pattern Recognition*), e disponibiliza as cartas resultantes num GUI (*Graphical User Interface*) para que o utilizador possa tomar as devidas ações corretivas. O sistema proposto por Ramezani & Jassbi, (2017) é um *Hybrid Expert Decision Support System* (EDSS) ou SPC *inteligente* (ISPC), e este diferencia-se do anterior na medida em que utiliza Artificial Neural Networks (ANN) para o reconhecimento de padrões em conjunto com um *Expert System* (ES) capaz de identificar as causas de variação e recomendar ações corretivas (Figura 4.3).

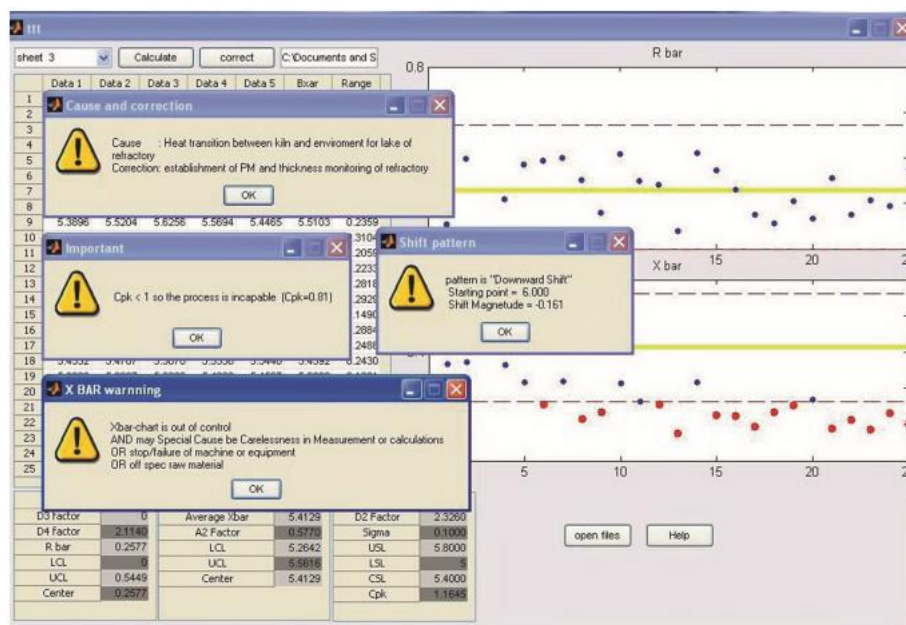


Figura 4.3 - Resultado EDSS
(Ramezani & Jassbi, 2017)

Um dos alicerces do conceito de indústria inteligente no âmbito da quarta revolução industrial consiste em monitorizar de maneira contínua e eficiente as condições do estado dos sistemas de produção bem como os seus componentes cruciais. Isso pode ser viabilizado por meio da adoção de abordagens inovadoras para diagnóstico, prognóstico e manutenção preditiva.

Packianather et al., (2019) e Saidy et al., (2020) desenvolvem modelos de *Predictive Condition-Based Maintenance* para o diagnóstico e manutenção de máquinas, no qual incorporam o SPC com abordagens de ML. Fogliazza et al., (2021) também retratam a manutenção preditiva, no entanto fá-lo através do MSPC combinado com ML.

Wierschem et al., (2020) apresentam um Sistema de Captação de Movimento aplicado na análise do manuseamento de uma pistola de cola. *MoCap* é uma tecnologia que capta a movimento em tempo real e transforma-o em dados matematicamente utilizáveis para posterior análise. Essa análise é realizada pela combinação do SPC e *Word's Cluster Method*. A aplicação deste método a atividades humanas repetitivas dentro do ambiente de fábrica permitirá melhorar o treinamento e a identificação precoce de fadiga ou lesão do trabalhador, o que resulta em mais segurança do trabalhador e redução do tempo de inatividade.

Joshi et al., (2020) propõem uma abordagem de monitorização de processo de usinagem através de um sistema de *Machine Vision* para o processamento de imagens e extração das suas características. Essas características são depois analisadas pelo de algoritmo PCA e MSPC.

Os artigos referidos acima demonstram que para além da produção existem outras áreas onde a aplicação conjunta destas duas abordagens pode ser relevante, expondo assim a versatilidade do SPC quando integrado com tecnologias de I4.0.

Destro et al., (2020) apresentam uma abordagem híbrida de modelos *Knowledge-driven* e *Data-driven* para a deteção e diagnóstico de falhas na indústria farmacêutica, e prova que o uso combinado dos dois modelos têm uma melhor performance do que o seu uso individual. É aplicado o *Extended Kalman filter (EKF)* para a estimação dos parâmetros juntamente *Latent Variables Model (LVM)* para a monitorização do processo. Sendo que o *Latent Variables Model (LVM)* constituído por algoritmo PCA e MSPC.

Chen, (2022) propõe um *Protection Mechanism of On Time Delivery* com um sistema de *Smart Production Control*. O sistema de *Smart Production Control* monitoriza o fluxo da produção a partir de *Software-Defined Networking* em que todas as equipas funcionais transferem dados em tempo real para o *Data Analysis Center*. No *Data Analysis Center*, quando existe algum problema, ele é resolvido seguindo o ciclo DMAIC a partir da Análise do Sistema de Medição, do SPC e Teste de Hipóteses. Este estudo prova que as tecnologias I4.0 possibilitam a adaptação do SPC a várias estratégias de produção.

- **Artigos com abordagens do controlo de processos associando o SPC e as tecnologias da Indústria 4.0, com módulos em *closed-loop***

Estes artigos apresentam abordagens para o controlo de processo integrando SPC e tecnologias da I4.0 tal como os artigos do grupo anterior, no entanto, diferenciam-se por ter um nível de automatização superior ao integrarem módulos em *closed-loop*. Deste modo, podem ser considerados de um nível superior de automatização do SPC.

Bodur et al., (2020) aplicam, na impressão 3D, um *self-optimizing close loop* entre a máquina de produção e a máquina de medição. Neste método é aplicado o SPC, para o controlo do processo, acompanhado por uma abordagem de compensação com o objetivo de otimizar a precisão do processo. Este método provou ser uma mais-valia no cumprimento dos requisitos e na produção zero de resíduos durante todo o fabrico.

Dutta et al., (2021) propõem uma visão holística da digitalização dos processos de qualidade, nas médias e pequenas empresas. A visão holística desenvolvida integra sistemas de Tecnologia da Informação (TI), *Cloud applications* e sistemas de Tecnologia Operacional (OT). É utilizado o *Advanced Product Quality Planning* (APQP), composto pelo *Product Lifecycle Management* (PLM) (com *closed-loop data*) e tecnologias digitais para a realização de experiências de conceção, atribuição de tarefas, visualização do estado e fluxos de trabalho. A IIoT incluída nesta abordagem, permite obter dados em *Real-Time*, conduzindo a um SPC capaz de indetificar as não-conformidades e defeitos em *Real-Time*.

Cohen & Singer, (2021) apresentam uma *smart supervisory framework* para um único controlador de processo em *closed-loop*, concebido para a Indústria 4.0. A abordagem proposta está alinhada com o conceito de *Cyber Physical System* (CPS) na medida em que permite *self-awareness*, *self-diagnosis*, *self-prognosis*, e *self-healing* do processo. O CPS proposto pode ainda ser considerado o *digital twin* do processo ou servir de base para a sua criação. A estrutura apresentada é constituída por quatro módulos (Figura 4.4): (1) Módulo *Control & awareness*, para execução do controlo e ajustes contínuos do processo (APC) e identificação das anomalias que requerem diagnóstico adicional (SPC e ML); (2) Módulo *Process-diagnosis* - execução da análise contínua (recorrente) do estado e tendências do processo (*Root Cause Analysis* (RCA) e *Case-Based Reasoning* (CBR)); (3) Módulo *Prognosis & healing* - prognóstico e intervenção automatizada através de alterações de parâmetros, reconfigurações, e manutenção automatizada (*Recurrent ML*); (4) *External Interaction Platform* - interface para interação com peritos, apresentando-lhes a informação de análise do processo e obtendo o seu feedback para o processo de aprendizagem (*ML-supervised training*). A implementação da abordagem proposta permite os operadores das máquinas detetar os problemas antes que eles se tornem

graves e, desta forma, tomar as medidas corretivas e preventivas recomendadas. Esta abordagem demonstra-se então uma referência valiosa para a implementação de *smart process control* na Indústria 4.0.

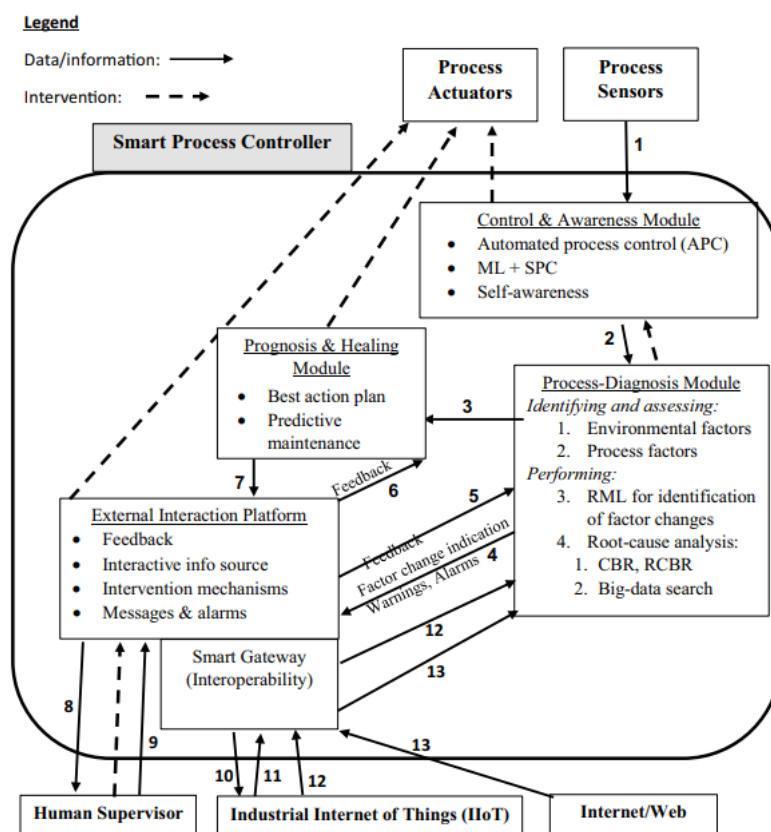


Figura 4.4 - Abordagem proposta do *Smart Process Control* e os seus principais elementos (Cohen & Singer, 2021)

Singer & Cohen, (2021) também propõem um modelo de controlo com um mecanismo *feedback* (*closed-loop control*). A abordagem proposta é composta por três componentes: (1) *Automatic Process-Control* (APC), (controlo *feedback*) é aplicado através da realização de ajustes para compensar automaticamente as perturbações do processo; (2) *Process Component*, assume um estado de processo esperado e compara-a com o estado real gerado pelo processo; (3) *Self-Adaptive SPC*: identificação do estado de fora de controlo e tomada de ações corretivas. Ainda neste componente o mecanismo *Self-Adaptive* é acionado quando há alteração das dependências ou do nível de autocorreção das observações, bem como dos padrões, de modo a ser utilizado o modelo de ML mais adequado às observações mais recentes.

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Nos últimos anos, houve uma transformação significativa nos padrões de consumo da sociedade, que se caracteriza pelo aumento da procura por soluções cada vez mais personalizadas, porém com preços acessíveis.

A indústria tem sido uma das áreas que mais tem inovado nos seus processos de produção, com o objetivo de atender às necessidades dos consumidores contemporâneos, oferecendo maior flexibilidade na personalização dos produtos sem aumentar os custos de maneira significativa. Além disso, outras grandes áreas, como manutenção, saúde, economia e ciências sociais, também têm impactado as empresas e a vida das pessoas.

Atualmente, a maior parte das empresas preocupam-se em obter um nível elevada da qualidade da produção, ou seja, pretendem produzir com o mínimo de produto não conforme. Para isso, existe uma ferramenta que permite que uma grande parte dos processos atuais sejam monitorizados e controlados, sendo essa ferramenta o SPC. No entanto, existe uma grande lacuna na utilização do SPC, visto este não dar resposta à análise de dados para certo tipo de abordagens. Por exemplo, quando existe uma quantidade enorme de dados, quando os dados não são normalmente distribuídos ou quando existe uma grande quantidade de variáveis a serem estudadas ao mesmo tempo.

Nestes casos, em que o SPC não consegue dar respostas às necessidades atuais, devem ser aplicadas tecnologias atuais e que podem complementar o poder do SPC, como por exemplo, as tecnologias da Indústria 4.0.

Nesse contexto, foi feita uma revisão sistemática da literatura utilizando as expressões "Statistical process control" e "Industry 4.0", onde no fim foram analisados um total de 21 artigos. Essa análise permitiu concluir que existem três grandes abordagens da integração do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0 na literatura. Uma primeira que demonstra a importância e as mais valias da combinação do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0. Numa segunda abordagem, é referido como as ferramentas da Indústria 4.0 complementam o SPC, mas com uma

fraca vertente de automatização. E uma última abordagem, onde foi possível concluir que existem modelos e sistemas que já trabalham com o SPC e tecnologias da Indústria 4.0 de forma totalmente automatizada, ao incluírem módulos em *closed-loop*.

De um modo geral, conclui-se que com o uso do SPC e das tecnologias da Indústria 4.0, é possível monitorizar e controlar os processos em tempo real e detetar qualquer problema imediatamente, permitindo que a equipa de produção resolva o problema antes que ele cause perdas significativas. Para além disso, é possível que haja uma redução de desperdícios, identificando variações atempadamente no processo de produção e fazendo ajustes para minimizar o desperdício de materiais e recursos. Simultaneamente, a utilização conjunta destas ferramentas permite aumentar a eficiência dos processos, visto ser possível que seja tomada uma decisão informada baseada em dados.

A Indústria 4.0 e o SPC são áreas em constante evolução e que oferecem muitas oportunidades para trabalhos futuros. Como a literatura mostra, é possível trabalhar com estas duas grandes abordagens em conjunto, sendo que neste documento, apenas é feita uma análise daquilo que já existe. Contudo, é relevante frisar que é possível que vários estudos de caso sejam elaborados através das conclusões que aqui foram retiradas.

Uma possibilidade é o desenvolvimento de sistemas de inteligência artificial para aprimorar o SPC, visto que a IA pode ser usada para analisar grandes quantidades de dados em tempo real, recolhidos através de sensores, e ajudar a identificar padrões e anomalias nos processos.

Essa análise conjunta do SPC com as tecnologias da Indústria 4.0, permite o desenvolvimento de ferramentas de visualização de dados que, por sua vez, são uma ferramenta poderosa para entender e comunicar informações complexas.

BIBLIOGRAFIA

- Alaref, E. A., & Khan, S. A. (2021). Industry 4.0 and its Technologies: A Systematic Literature Review. *2021 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IEEM 2021*, 1004–1009. <https://doi.org/10.1109/IEEM50564.2021.9672847>
- Alim, M., & Kesen, S. E. (2023). Statistical Process Control (SPC) and Quality Management. In *Statistical Process Control (SPC) and Quality Management* (pp. 117–136).
- Atalay, M., Caner Testik, M., Duran, S., & Weiß, C. H. (2020). Guidelines for automating Phase I of control charts by considering effects on Phase-II performance of individuals control chart. *Quality Engineering*, 32(2), 223–243. <https://doi.org/10.1080/08982112.2019.1641208>
- Baker, A. W., Anderson, D. J., Ilieş, I., Foy, K., Nehls, N., Benneyan, J. C., & Lokhnygina, Y. (2022). Early recognition and response to increases in surgical site infections using optimized statistical process control charts—the Early 2RIS Trial: a multicenter cluster randomized controlled trial with stepped wedge design. *Trials*, 23(1). <https://doi.org/10.1186/s13063-020-04802-4>
- Berk, J., & Berk, S. (2000). Chapter 10 - Statistical Process Control: A secret weapon we gave to Japan.... In *Quality Management for the Technology Sector* (pp. 88–105).
- Bisgaard, S. (2008). Quality management and Juran's legacy. *Quality Engineering*, 20(4), 390–401. <https://doi.org/10.1080/08982110802317398>
- Bisiotis, K., Psarakis, S., & Yannacopoulos, A. N. (2022). Control charts in financial applications: An overview. *Quality and Reliability Engineering International*, 38(3), 1441–1462. <https://doi.org/10.1002/qre.2962>
- Boaventura, L. L., Fiaccone, R. L., & Ferreira, P. H. (2022). Prediction Control Charts: A New and Flexible Artificial Intelligence-Based Statistical Process Control Approach. *Annals of Data Science*. <https://doi.org/10.1007/s40745-022-00441-5>
- Bodur, O., Stepanek, V., Walcher, E. M., & Durakbasa, N. (2020). Precision in additive manufacturing, optimization and evaluation of the accuracy of 3D printer based on GPS system. *Annals of DAAAM and Proceedings of the International DAAAM Symposium*, 31(1), 963–972. <https://doi.org/10.2507/31st.daaam.proceedings.134>

- Chen, H. (2022). Study of Protection Mechanism of On Time Delivery with Smart Production Control System in Industry 4.0. *IFAC-PapersOnLine*, 55(10), 2611–2616. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.10.103>
- Cohen, Y., & Singer, G. (2021). A smart process controller framework for Industry 4.0 settings. In *Journal of Intelligent Manufacturing* (Vol. 32, Issue 7, pp. 1975–1995). Springer. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01748-5>
- da Silva, H. D. O. G., de Almeida, M. D. G. D., Barbosa, L. C. F. M., Costa, M. C. M., da Fonseca, B. B., Santos, G., Aguilera, M. V. C., Reis, J. S. D. M., & Sampaio, N. A. D. S. (2021). IMPROVED VEHICLE PAINTING PROCESS USING STATISTICAL PROCESS CONTROL TOOLS IN AN AUTOMOBILE INDUSTRY. *International Journal for Quality Research*, 15(4), 1245–1262. <https://doi.org/10.24874/IJQR15.04-14>
- Delarozée, G., & Favaron, J. (1999). Qualifications strategies in IC manufacturing. In *Microelectronic Engineering* (Vol. 49). www.elsevier.nl/locate/mee
- Destro, F., Salmon, A. J., Facco, P., Pantelides, C. C., Bezzo, F., & Barolo, M. (2020). Monitoring a segmented fluid bed dryer by hybrid data-driven/knowledge-driven modeling. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2), 11638–11643. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.646>
- Dragnea, P., & Bildea, S. (2017). Process Control of Isobutane-Butene Alkylation Unit. In *REV.CHIM.(Bucharest)* ♦ (Vol. 68, Issue 12). <http://www.revistadechimie.ro2865>
- Dutta, G., Kumar, R., Sindhvani, R., & Singh, R. K. (2021). Digitalization priorities of quality control processes for SMEs: a conceptual study in perspective of Industry 4.0 adoption. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(6), 1679–1698. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01783-2>
- Dzanga, D. C. A. (2022, May 22). Design and development of quality management system based on ISO 16949. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*.
- Echchakoui, S., & Barka, N. (2020). Industry 4.0 and its impact in plastics industry: A literature review. *Journal of Industrial Information Integration*, 20. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100172>
- El Hamdi, S., & Abouabdellah, A. (2022). Logistics: Impact of Industry 4.0. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/app12094209>
- Erem, A., & Mahmood, T. (2023). A bivariate CUSUM control chart based on exceedance statistics. *Quality and Reliability Engineering International*.
- Feng, S., & Mo, J. P. T. (2022). Efficacy Study of Fault Trending Algorithm to Prevent Fault Occurrence on Automatic Trampoline Webbing Machine. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/app12031708>

- Fogliazza, G., Arvedi, C., Spoto, C., Trappa, L., Garghetti, F., Grasso, M., & Colosimo, B. M. (2021). Fingerprint analysis for machine tool health condition monitoring. *IFAC-PapersOnLine*, 54(1), 1212–1217. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.08.144>
- Ghadge, A., Er Kara, M., Moradlou, H., & Goswami, M. (2020). The impact of Industry 4.0 implementation on supply chains. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31(4), 669–686. <https://doi.org/10.1108/JMTM-10-2019-0368>
- Ghobakhloo, M. (2018). The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 29(6), 910–936. <https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2018-0057>
- Gupta, R. (2023). Industry 4.0 Adaption in Indian Banking Sector—A Review and Agenda for Future Research. *Vision*, 27(1), 24–32. <https://doi.org/10.1177/0972262921996829>
- Hamzah, N., Ali, S. A., & Abd Karim, S. F. (2020). Improvement of process quality via integration of statistical process control and engineering process control in batch process. *2020 IEEE 10th International Conference on System Engineering and Technology, ICSET 2020 - Proceedings*, 218–223. <https://doi.org/10.1109/ICSET51301.2020.9265367>
- Hoyer, R. W., & Hoyer, B. B. Y. (2001). What Is Quality? *Quality Progress*, 52–62.
- Huang, W., Lu, S., & Tang, X. (2021). A Method Using Clustering and SVDD for Quality Detection. *Proceedings of the 33rd Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2021*, 4069–4072. <https://doi.org/10.1109/CCDC52312.2021.9602389>
- Jiang, W., Tsui, K., Jiang, W. E. I., & Tsui, K. (2008). *A theoretical framework and efficiency study of multivariate statistical process control charts A theoretical framework and efficiency study of multivariate statistical process control charts*. 8830. <https://doi.org/10.1080/07408170701745352>
- Jin, X. L., Song, J. B., Peng, J. X., Pan, X. P., Guo, R., & Xing, X. F. (2022). Study on the established customized limits for the daily quality assurance procedure. *Journal of Radiation Research*, 63(1), 128–136. <https://doi.org/10.1093/jrr/rrab079>
- Jones, E. C. (2005). Quality control measurement of an engineering productivity index. *Quality Engineering*, 17(4), 641–646. <https://doi.org/10.1080/08982110500251352>
- Joshi, K. N., Patil, B. T., & Vaishnav, H. B. (2020). Principal Components Based Multivariate Statistical Process Monitoring of Machining Process Using Machine Vision Approach. *Studies in Big Data*, 145–160. <http://www.springer.com/series/11970>
- Kang, B.-S., & Park, S.-C. (2000). Integrated machine learning approaches for complementing statistical process control procedures. In *Decision Support Systems* (Vol. 29). www.elsevier.com/locate/dsw

- Kano', M., Nagao', K., Ohno, H., Hasebe', S., & Hashimoto', I. (2000). DISSIMILARITY OF PROCESS DATA FOR STATISTICAL PROCESS MONITORING. In *Copyright@ IFAC Advanced Control of Chemical Processes*.
- Keller, D. S., Reif de Paula, T., Yu, G., Zhang, H., Al-Mazrou, A., & Kiran, R. P. (2020). Statistical Process Control (SPC) to drive improvement in length of stay after colorectal surgery. *American Journal of Surgery*, 219(6), 1006–1011. <https://doi.org/10.1016/j.amjsurg.2019.08.029>
- Kiran, D. R. (2017). Quality Gurus. In *Total Quality Management* (pp. 21–37). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-811035-5.00003-9>
- Kozlovska, M., Klosova, D., & Strukova, Z. (2021). Impact of industry 4.0 platform on the formation of construction 4.0 concept: A literature review. *Sustainability (Switzerland)*, 13(5), 1–15. <https://doi.org/10.3390/su13052683>
- Kurnia, H., Jaqin, C., Purba, H. H., & Setiawan, I. (2021). IMPLEMENTATION OF SIX SIGMA IN THE DMAIC APPROACH FOR QUALITY IMPROVEMENT IN THE KNITTING SOCKS INDUSTRY. *Tekstil ve Muhendis*, 28(124), 269–278. <https://doi.org/10.7216/1300759920212812403>
- Li, Z., Xiao, Q., Li, G., Wu, X., Zhang, Y., Wang, G., Dai, G., Bai, L., Wang, Q., & Bai, S. (2021). Performance assessment of surface-guided radiation therapy and patient setup in head-and-neck and breast cancer patients based on statistical process control. *Physica Medica*, 89, 243–249. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2021.08.007>
- Lim, S. A. H., Antony, J., & Albliwi, S. (2014). Statistical Process Control (SPC) in the food industry - A systematic review and future research agenda. In *Trends in Food Science and Technology* (Vol. 37, Issue 2, pp. 137–151). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2014.03.010>
- Madanhire, I., & Mbohwa, C. (2016). Application of Statistical Process Control (SPC) in Manufacturing Industry in a Developing Country. *Procedia CIRP*, 40, 580–583. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.01.137>
- Martin, E. B., Simoglou, A., & Morris, A. J. (2000). *Multivariate statistical process control of an industrial fluidised-bed reactor*.
- Muller, T., Pillet, M., Maire, J. L., & Pillet, D. (2020). Why and How to Move from SPC (Statistical Process Control) to APC (Automated Process Control). *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 33–40. https://doi.org/10.1007/978-3-030-27146-6_4
- Munirathinam, S. (2021). Drift Detection Analytics for IoT Sensors. *Procedia Computer Science*, 180, 903–912. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.341>

- Nagy, G., Illés, B., & Bányaí. (2018). Impact of Industry 4.0 on production logistics. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 448(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/448/1/012013>
- Nasir, N., Bani Hashim, A. Y., Md Fauadi, M. H. F., & Ito, T. (2018). Statistical pattern recognition as an after service for statistical process control. In *Lecture Notes in Mechanical Engineering* (Vol. 0, Issue 9789811087875, pp. 469–478). Pleiades journals. https://doi.org/10.1007/978-981-10-8788-2_42
- Okwu, M. O., Tartibu, L. K., Maware, C., Enarevba, D. R., Afenogho, J. O., & Essien, A. (2022). Emerging Technologies of Industry 4.0: Challenges and Opportunities. *5th International Conference on Artificial Intelligence, Big Data, Computing and Data Communication Systems, IcABCD 2022 - Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/icABCD54961.2022.9856002>
- Ostadi, B., Taghizadeh-Yazdi, M., & Mohammadi-Balani, A. (2021). Process capability studies in an automated flexible assembly process: A case study in an automotive industry. *Iranian Journal of Management Studies*, 14(1), 1–37. <https://doi.org/10.22059/IJMS.2020.222198.672415>
- Oztemel, E., & Gursev, S. (2020). Literature review of Industry 4.0 and related technologies. In *Journal of Intelligent Manufacturing* (Vol. 31, Issue 1, pp. 127–182). Springer. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1433-8>
- Packianather, M. S., Munizaga, N. L., Zouwail, S., & Saunders, M. (2019). Development of soft computing tools and IoT for improving the performance assessment of analysers in a clinical laboratory. *2019 14th Annual Conference System of Systems Engineering, SoSE 2019*, 158–163.
- Papulová, Z., Gažová, A., & Šufliarský, L. (2022). Implementation of Automation Technologies of Industry 4.0 in Automotive Manufacturing Companies. *Procedia Computer Science*, 200, 1488–1497. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.350>
- Parto, M., Saldana, C., & Kurfess, T. (2020). Real-time outlier detection and Bayesian classification using incremental computations for efficient and scalable stream analytics for IoT for manufacturing. *48th SME North American Manufacturing Research Conference*, 48, 968–979. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.05.136>
- Pereira, Z., & Requeijo, J. (2012). *Planeamento e Controlo Estatístico de Processos - Qualidade* (2nd ed.). FFCT - Fundação da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa.

- Pop, A. B., & Țîțu, A. M. (2020). Implementation of advanced product quality planning in the aerospace industry a way to improve the quality management. *Quality - Access to Success*, 21(177), 56–61.
- Putri, B. A. D., Qurtubi, & Handayani, D. (2019). Analysis of product quality control using six sigma method. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 697(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/697/1/012005>
- Ramezani, J., & Jassbi, J. (2017). A hybrid expert decision support system based on artificial neural networks in process control of plaster production – An industry 4.0 perspective. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 499, 55–71. https://doi.org/10.1007/978-3-319-56077-9_5
- Rasay, H., Taghipour, S., & Sharifi, M. (2022). An integrated Maintenance and Statistical Process Control Model for a Deteriorating Production Process. *Reliability Engineering and System Safety*, 228. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108774>
- Rungtusanatham, M. (1999). The Quality and Motivational Effects of Statistical Process Control. *Journal of Quality Management*, 4(2), 243–264.
- Saidy, C., Xia, K., Kircaliali, A., Harik, R., & Bayoumi, A. (2020). The Application of Statistical Quality Control Methods in Predictive Maintenance 4.0: An Unconventional Use of Statistical Process Control (SPC) Charts in Health Monitoring and Predictive Analytics. *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 166, 1051–1061. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57745-2_87
- Schippers, W. A. J. (2001). An integrated approach to process control. In *J. Schippers*). *Int. J. Production Economics* (Vol. 69).
- Singer, G., & Cohen, Y. (2021). A framework for smart control using machine-learning modeling for processes with closed-loop control in Industry 4.0. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104236>
- Smith, R. (2021). W. Edwards Deming, an Influential Statistician. *Research Technology Management*, 64(5), 58–60. <https://doi.org/10.1080/08956308.2021.1949850>
- Sofijanov, E., & Mitev, G. (2021). Spc techniques in the non – manufacturing areas. *Journal of Economics*, 6(1), 54–64.
- Tesfay, Y. Y. (2021). Developing Structured Procedural and Methodological Engineering Designs. In *Developing Structured Procedural and Methodological Engineering Designs*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-68402-0>

- Testik, M. C., Kara, O., & Knoth, S. (2020). An algorithmic approach to outlier detection and parameter estimation in Phase I for designing Phase II EWMA control chart. *Computers and Industrial Engineering*, 144. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106440>
- Tiryaki, S., & Aydn, A. (2022). Multivariate Hotelling T2 Control Chart for Monitoring Some Quality Characteristics in Medium Density Fiberboard Manufacturing Process. *Drvna Industrija*, 73(1), 35–46.
- Udugama, I. A., Gargalo, C. L., Yamashita, Y., Taube, M. A., Palazoglu, A., Young, B. R., Gernaey, K. V., Kulahci, M., & Bayer, C. (2020). The Role of Big Data in Industrial (Bio)chemical Process Operations. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 59(34), 15283–15297. <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.0c01872>
- Wierschem, D. C., Jimenez, J. A., & Mediavilla, F. A. M. (2020). A motion capture system for the study of human manufacturing repetitive motions. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 110(3–4), 813–827. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05822-9/Published>
- Woodall, W. H., & Montgomery, D. C. (1999). Research Issues and Ideas in Statistical Process Control. *Journal of Quality Technology*, 31(4), 376–386. <https://doi.org/10.1080/00224065.1999.11979944>



