

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

ARTHUR KRELING OZORIO

**APLICAÇÃO DO MODELO DE CURVA DE APRENDIZAGEM EM PROCESSOS
MECANIZADOS E AUTOMATIZADOS COMO APOIO DA PROGRAMAÇÃO DA
PRODUÇÃO EM UMA INDUSTRIA METALÚRGICA NA REGIÃO DE LONDRINA**

**LONDRINA
2023**

ARTHUR KRELING OZORIO

**APLICAÇÃO DO MODELO DE CURVA DE APRENDIZAGEM EM PROCESSOS
MECANIZADOS E AUTOMATIZADOS COMO APOIO DA PROGRAMAÇÃO DA
PRODUÇÃO EM UMA INDÚSTRIA METALÚRGICA NA REGIÃO DE LONDRINA**

**Application of the learning curve model in mechanical e automated processes
as a support for production schedule in a metallurgy industry in the Londrina
region**

Trabalho de conclusão de curso apresentado no curso de Engenharia de Produção da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), Campus Londrina, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Engenharia de Produção.

Orientador(a): Prof. Dr. José Ângelo Ferreira

LONDRINA

2023



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

ARTHUR KRELING OZORIO

**APLICAÇÃO DO MODELO DE CURVA DE APRENDIZAGEM EM PROCESSOS
MECANIZADOS E AUTOMATIZADOS COMO APOIO DA PROGRAMAÇÃO DA
PRODUÇÃO EM UMA INDÚSTRIA METALÚRGICA NA REGIÃO DE LONDRINA**

Trabalho de conclusão de curso apresentado no curso de Engenharia de Produção da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), Campus Londrina, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Engenharia de Produção.

Orientador(a): Prof. Dr. José Ângelo Ferreira

Data de aprovação: 20/junho/2023

José Ângelo Ferreira

Doutor

Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Silvana Rodrigues Quintilhano

Doutora

Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Rogério Tondato

Doutor

Universidade Tecnológica Federal do Paraná

LONDRINA

2023

AGRADECIMENTOS

A Deus e à Mãe, que guiam meus atos e pensamentos, e que estão comigo em mais essa conquista.

Aos professores do curso de engenharia de produção da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, por toda a sabedoria e ensinamentos transmitidos e, especialmente, ao meu orientador e professor Dr. José Ângelo Ferreira, que me abriu as portas para o universo da pesquisa e trouxe anos de companheirismo enquanto no período acadêmico.

À minha família, que me apoia em todas as minhas decisões e me formaram como pessoa e profissional.

Aos colegas com quem tive a honra de partilhar o conhecimento durante esses anos de universidade, especialmente Ana Carolina Schiavi, Ariane Matsubara e Pedro Terra, sem a ajuda e apoio de vocês eu não teria chegado até aqui.

RESUMO

Diversas pesquisas apontam que existem diversos fatores que influenciam o desempenho produtivo de um operador. Os estudos da curva de aprendizagem contribuíram muito para que os dados de produção analisassem cada trabalhador individualmente, observando seus potenciais de aprendizagem, e facilitando, assim, a previsão da produção. No entanto, com o surgimento da automação, da mecanização e da robótica, os modelos desenvolvidos até então não contemplavam a relação homem-máquina tão presente nas indústrias atuais, o que tornou necessária a elaboração de um modelo matemático de aprendizagem que contemplasse o ciclo de máquina e o plateau de cada operador para prever sua produção e seus tempos. O presente estudo apresenta uma aplicação do Modelo de Curva de Aprendizagem para Processos Mecanizados e Automatizados para dois operadores distintos, em um setor de usinagem de uma indústria metalúrgica da região de Londrina, verificando sua eficácia, bem como suas melhorias em relação aos modelos de aprendizagem anteriores. Os resultados se mostraram satisfatórios, mostrando que o modelo apresentado possui aplicabilidade para o Planejamento e Controle de Produção das indústrias.

Palavras-chave: Curva de Aprendizagem, Automação, Programação da Produção

ABSTRACT

Several researches point out that there are several factors that influence the productive performance of an operator. The studies of the learning curve have contributed a lot so that the production data could analyze each worker individually, observing their learning potential, and thus facilitating the production forecast. However, with the emergence of automation, mechanization, and robotics, the models developed so far did not contemplate the man-machine relationship so present in today's industries, which made it necessary to develop a mathematical learning model that contemplated the machine cycle and the plateau of each operator to predict their production and times. The present study presents an application of the Learning Curve Model for Mechanized and Automated Processes for two distinct operators, in a machining sector of a metallurgical industry in the region of Londrina, verifying its efficacy, as well as its improvements in relation to previous learning models. The results were satisfactory, showing that the model presented has applicability for Production Planning and Control in industries.

Keywords: Learning Curve, Automation, Production Scheduling

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Modelo de Curva de Aprendizagem de Wright.....	15
Figura 2 – Perfis gerados pelo modelo hiperbólico de três parâmetros.....	19
Figura 3 – Comportamento das curvas de aprendizagem e esquecimento após interrupções ocorrendo em 100, 200, 300, 400 e 500 unidades.....	21
Figura 4 – Fluxo contínuo do processo de itens.....	25
Figura 5 – Fluxo do processo de itens que recebem inspeção criteriosa.....	26
Figura 6 – Taxa de aprendizagem dos operadores.....	30
Figura 7 - Comparativo entre tempos do OP1 e o tempo previsto pelo modelo desenvolvido.....	35
Figura 8 - Comparativo entre tempos do OP2 e o tempo previsto pelo modelo desenvolvido.....	35

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Levantamento de aros produzidos e tempo médio de produção para o OP1.....	26
Tabela 2 – Levantamento de aros produzidos e tempo médio de produção para o OP2.....	28
Tabela 3 – Tempo médio de fabricação por operador (20 primeiras amostras)	30
Tabela 4 – Tempos de fabricação deduzidos os tempos de ciclo das máquinas.....	31
Tabela 5 – Tempo estimado das amostras 21 a 40 para OP1 e OP2.....	34
Tabela 6 – Comparativo entre tempo observado e tempo estimado do OP1.....	36
Tabela 7 – Comparativo entre tempo observado e tempo estimado do OP2.....	37

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	9
1.1 Objetivos.....	10
1.1.1 Objetivo Geral.....	10
1.1.2 Objetivos específicos.....	10
1.2 Justificativa.....	11
2. REFERENCIAL TEÓRICO.....	12
2.1 Aprendizagem.....	12
2.1.1 Modelos Potenciais.....	14
2.1.2 Modelos Exponenciais.....	15
2.1.3 Modelos Hiperbólicos.....	16
2.2 Esquecimento.....	17
2.3 Modelo de DeJong.....	18
2.4 Modelo de Curva de Aprendizagem para Processos Mecanizados/Automatizados.....	20
3. METODOLOGIA.....	22
3.1 Natureza da pesquisa.....	22
3.2 Tipo da pesquisa.....	22
3.3 Método de pesquisa.....	22
3.4 Coleta dos dados.....	23
4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS.....	28
4.1 Aplicação do modelo de aprendizagem para processos mecanizados e automatizados.....	28
5. CONCLUSÃO.....	36

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, diversos pesquisadores da área de Engenharia de Produção, têm investido seus esforços em encontrar maneiras de melhorar o desempenho produtivo de operadores, especialmente aqueles que realizam tarefas repetitivas. Além disso, procuram identificar fatores que influenciam na velocidade com que essas tarefas são executadas.

Segundo Ferreira *et al* (2020, p.1), a produtividade de uma empresa está diretamente ligada à sua eficácia no atingimento das metas de quantidade, qualidade e tempo. Tal produtividade pode ser mensurada através de modelos de aprendizagem, que trazem uma maior acurácia nos padrões de trabalho, além de um monitoramento mais realista dos objetivos de produção (SMUNT; WATTS, 2003).

O planejamento da produção de uma indústria é tido como um dos principais aspectos para que ela se mantenha competitiva no mercado. Um bom planejamento, que organize a demanda dos clientes e a distribua corretamente entre os processos produtivos da fábrica, é capaz de fazer uma empresa se diferenciar e conquistar uma parcela mais impactante do mercado.

Um das ferramentas que dão apoio ao planejamento da produção de uma indústria é a cronoanálise, através da qual são tomados os tempos de ciclo (tempo para se produzir uma peça), possibilitando ao setor de PCP, conhecer o tempo necessário para que um produto passe por todas as etapas de sua fabricação, até ser deixado na expedição para posterior entrega ao cliente.

A cronoanálise tem como objetivo, a definição do tempo médio padrão, que um trabalhador intermediário (com produção nem muito acelerada, nem muito lenta) leva para realizar as etapas necessárias para a fabricação de um produto. Este tempo-padrão levantado, é utilizado para programação da produção e não considera diversos aspectos que podem provocar mudanças no ritmo dos trabalhadores, como troca de ferramentas, equipamentos e a aprendizagem.

Visando resolver este problema, muitos pesquisadores, tendo como precursor Wright (1936), desenvolveram uma nova teoria denominada Curva de Aprendizagem, que considera o aprendizado de cada trabalhador ao longo do tempo, ao invés de utilizar um tempo médio e constante como definido pela cronoanálise.

Diversos estudos vêm demonstrando que a repetição de uma mesma atividade faz com que a experiência sobre o trabalho aumente ao longo do tempo, já que os

trabalhadores, conforme o processo é repetido, encontram soluções mais rápidas e econômicas e conseqüentemente reduzem o tempo em que completam a atividade. Por isso, é possível se chegar à conclusão de que há aprendizagem sendo adquirida pelo trabalhador enquanto ele realiza o processo, e toda essa aprendizagem pode ser descrita graficamente pelas curvas de aprendizagem (ANZANELLO & FOGLIATTO, 2007).

Os primeiros modelos da Curva de Aprendizagem desenvolvidos tendo como premissa da Teoria de Wright (1936), contemplam somente as atividades manuais dos processos produtivos, contudo, a empresa estudada neste trabalho, possui um elevado grau de mecanização dos seus processos, sendo assim, optou-se em um primeiro momento a aplicação do Modelo de DeJong (1957), que foi pioneiro em introduzir a relação homem-máquina na fórmula da aprendizagem.

Ao aplicar o modelo de DeJong (1957), evidenciou-se que o mesmo respondia de forma positiva na compreensão do efeito da automação/meccanização na Curva de Aprendizagem de um operador para alguns equipamentos, porém, nos testes realizados, identificou-se que esta teoria não poderia ser aplicada genericamente a todos os equipamentos utilizados para a fabricação dos itens da empresa estudada.

Considerando tais estudos, faz-se necessário a criação de um modelo que aplique, complementarmente, os conceitos de aprendizagem e esquecimento.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Demonstrar a aplicação do Modelo de Curva de Aprendizagem para definição do tempo de processo e previsão da Produção para Processos Mecanizados e Automatizados para auxiliar o PCP (Planejamento e Controle da Produção) na programação da produção de uma empresa metalúrgica da região de Londrina.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Desenvolver o referencial teórico que apresente a curva de aprendizagem e o modelo de aprendizagem para processos automatizados;

- Realizar a coleta dos dados através do método de cronoanálise, aplicada em duas das máquinas da fábrica, com operadores previamente selecionados;
- Restringir os dados coletados, eliminando *outliers* e garantindo uma análise mais acurada da curva de aprendizagem estudada;
- Desenvolver um gráfico da curva dos operadores estudados, para melhor visualizar o efeito da aprendizagem e do esquecimento ao longo do tempo numa mesma atividade;
- Com os dados filtrados e analisados, aplicar o Modelo de Curva de Aprendizagem e Esquecimento desenvolvido para definição dos tempos de produção em processos mecanizados para aplicação na programação da produção e demonstrar sua aplicabilidade no PCP.

1.2 Justificativa

Com o passar dos anos, as economias mundiais foram se modificando, e juntamente a essa mudança, as demandas dos clientes se tornaram cada vez mais específicas e diferenciadas umas das outras. O planejamento de produção passou a lidar com vários produtos e linhas diferentes, precisando de cada vez mais estratégias para produzir os pedidos.

Nesse sentido, essa pesquisa justifica-se por contribuir para as indústrias através da utilização dos conceitos de aprendizagem e esquecimento em alguns dos seus processos, possibilitando um maior conhecimento das empresas sobre seus operadores, além de facilitar e tornar mais acurado o planejamento da produção de acordo com as demandas passadas pelo setor comercial.

A pesquisa também se mostra relevante por apresentar um novo conceito para a Engenharia de Produção em uma indústria, verificando seus benefícios e mostrando a aplicabilidade de modelos de aprendizagem na definição do tempo de processo. Com isso, um conceito já trabalhado academicamente nas disciplinas de Estudos de Tempos ajustado com a teoria da aprendizagem e esquecimento e a disciplina de Planejamento e Controle da Produção pode ser validada e aplicada na indústria.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Aprendizagem

Wright (1939) foi o primeiro a evidenciar o efeito da aprendizagem sobre uma atividade realizada repetitivamente. Segundo o autor, um operador aumenta seu desempenho conforme a prática e conforme os estudos sobre economia de movimentos realizados sobre sua atividade. Além disso, existem menos mudanças que possam atrapalhar o operador quando a quantidade de peças que ele produz aumenta. Assim, com o advento da produção em larga escala, o uso de bom ferramental e a possibilidade de contratar operadores menos habilidosos se tornam fatores importantes na busca de uma economia de tempo no processo.

Existem fatores que ajudam a verificar o desempenho de um trabalhador em uma determinada tarefa. De acordo com Anzanello e Fogliatto (2007, p.110)

A medição do desempenho do trabalhador na execução de uma tarefa pode ser feita através da observação das seguintes variáveis de resposta: i) tempo de trabalho demandado por unidade fabricada; ii) número de unidades fabricadas em intervalo fixo de tempo; iii) redução dos custos do produto por unidade; e iv) porcentagem de unidades não-conformes pelo número de repetições de uma mesma operação.

A teoria de Wright para a aprendizagem foi chamada de “curva de 80%”, onde a montagem de determinada quantidade de aeronaves reduzia 20% em seu custo médio acumulado conforme a quantidade produzida dobrava (WRIGHT, 1936, p.124-125).

Wright descobriu que “toda vez que o número de repetições dobra, o tempo de execução da tarefa diminuirá em uma porcentagem constante” (PEINADO & GRAEML, 2007, p. 124), podendo a curva de aprendizagem ser descrita a partir da seguinte fórmula:

$$CA = \frac{\frac{T_2}{T_1} + \frac{T_4}{T_2} + \frac{T_6}{T_3} + \dots + \frac{T_n}{T_{n/2}}}{x} \quad (1)$$

onde, T_n representa o tempo para realizar a n ésima unidade, T_1 representa o tempo para realizar a primeira unidade e x é o número de proporções realizadas.

O percentual de aprendizagem significa a redução no tempo ou aumento da produtividade verificada após a realização de uma atividade repetitiva. Contudo, por

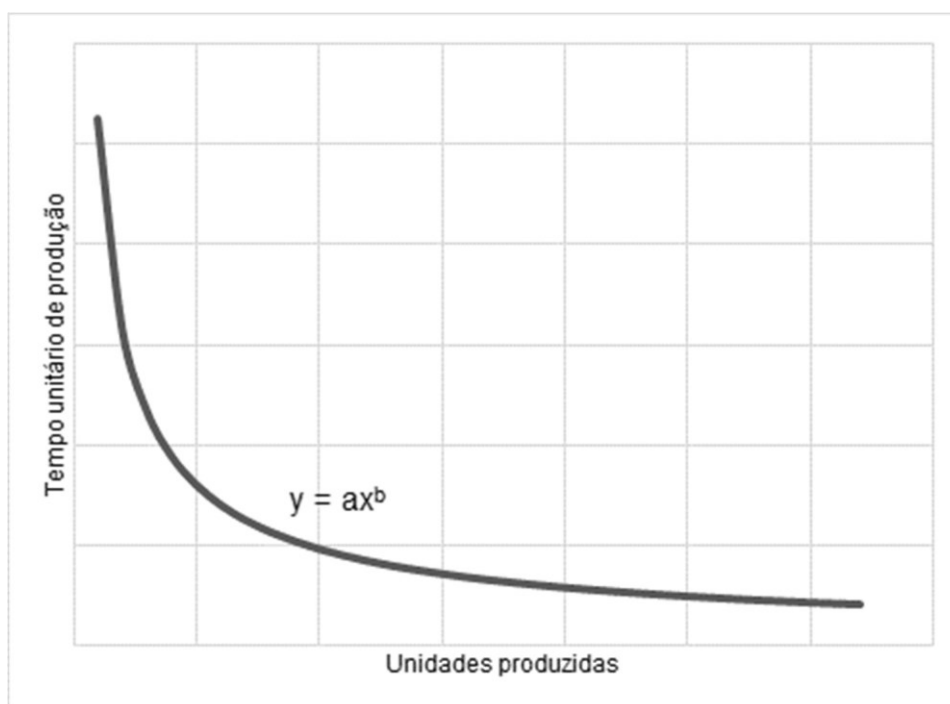
convenção, nas curvas de aprendizagem são representadas as suplementações desses índices de melhora na produção. Por exemplo, quando o número de repetições de uma atividade é dobrado, a curva de 85% sofre uma redução no tempo ou um aumento na produtividade em 15%. Sendo assim, uma curva de 100% não poderia, em teoria, apresentar nenhuma melhora na produtividade de uma atividade específica, ainda que o número de repetições aumente (PEINADO & GRAEML, 2007).

O modelo desenvolvido por Wright, denominado “modelo potencial” (WRIGHT, 1936, p.124), é descrito pela equação:

$$T_n = T_1 x^b \quad (2)$$

onde T_n representa o tempo médio por unidade demandada para se produzir x unidades e T_1 é o tempo da primeira unidade produzida. O parâmetro b é chamado de declividade da curva de aprendizagem e é encontrado através da divisão do logaritmo natural (ln) do percentual de aprendizagem e o logaritmo natural (ln) de 2. A figura 1 retrata o comportamento da curva de aprendizagem de Wright:

Figura 1 – Modelo de curva de aprendizagem de Wright



Fonte: autoria própria (2022)

Após o advento do modelo da curva de aprendizagem de Wright, vários outros pesquisadores dedicaram seus esforços em entender o fenômeno da aprendizagem e em desenvolver modelos que pudessem compreender os mais diversos sistemas de produção. “A aderência de um modelo pode ser avaliada por intermédio do coeficiente de determinação (R^2), pela Soma Quadrada dos Erros ou pelo desvio do

modelo gerado frente a uma amostra de validação” (ANZANELLO; FOGLIATTO, 2007, p.110).

Entre as curvas de aprendizagem mais estudadas ao longo dos anos, destacam-se os modelos potenciais, os modelos exponenciais e os modelos hiperbólicos, mostrados a seguir.

2.1.1 Modelos Potenciais

Por ser considerado o pioneiro no estudo da aprendizagem, o modelo de Wright foi denominado de “potencial”, e a partir dele foram gerados outros modelos com a mesma natureza matemática (ANZANELLO; FOGLIATTO, 2007, p. 110).

Manipulando o modelo original, pode-se chegar em equações que buscam encontrar outras variáveis além do tempo médio para se produzir x unidades. Para o cálculo do tempo total para se fabricarem x unidades (somando todos os tempos de produção), aplica-se a equação manipulada:

$$T_{n_1 \rightarrow n} = T_1 n^{(b+1)} \quad (3)$$

As variáveis utilizadas nesse modelo são as mesmas utilizadas no modelo potencial de Wright.

De acordo com Globerson e Gold (1997), o modelo potencial é o mais adequado para se prever a produtividade de uma operação. Ainda, segundo os estudos de Globerson e Levin (1987), o modelo pode ser utilizado para diagnosticar grande parte dos processos que possuam alguma repetição, além de ser considerado simples e de fácil entendimento.

Diversos autores se utilizaram do modelo potencial para aplicar medições de produtividade nos mais diversos setores. Blancett (2002) verificou a aplicabilidade do modelo em uma indústria de material de construção, enquanto Chambers e Johnston (2000) o utilizaram tanto no setor da aviação, em uma grande empresa, quanto no setor bancário, dessa vez aplicando a ferramenta em uma instituição de pequeno porte. Saraswat e Gorgone (1990) utilizaram equipes de instalação de *softwares* em corporações e residências para monitorar seu aprendizado ao longo do tempo.

No ramo da engenharia de produção, outros estudos foram desenvolvidos com o objetivo de auxiliar o departamento de programação de produção a partir das curvas

potenciais. Kopcsó e Nemitz (1983) observaram a ocorrência de custos decorrentes do fato do setor de planejamento não levar em conta a aprendizagem dos trabalhadores para determinar o tamanho do lote ideal de produção. A partir desse estudo, autores como Jaber e Bonney (1999) desenvolveram equações que calculassem o valor ideal do lote de produção, dessa vez levando em consideração a aprendizagem ao longo do processo. Jaber e Bonney (1999), (2001), (2003) também observaram a interferência do fenômeno da aprendizagem na alteração dos valores do lote ideal de produção. Rachamadugu e Tan (1997) também analisaram as consequências do aumento do domínio do processo sobre o tamanho ideal dos lotes de produção.

Conforme novas pesquisas ocorreram acerca dos modelos potenciais, passou-se a encontrar limitações no modelo inicial de Wright, levando à incrementação de parâmetros na equação original. Fine (1986) argumenta que a utilização das unidades produzidas como única variável independente para se analisar o progresso de um operador é um limitante para o modelo, que não considera a qualidade dessas unidades produzidas. Torna-se necessário considerar apenas as unidades conformes para avaliar o aprendizado do funcionário.

O modelo de Stanford-B (BADIRU, 1992) adiciona na equação original um parâmetro B, que corresponde à experiência prévia do trabalhador, deslocando sua curva de aprendizagem a patamares mais avançados:

$$T_n = T_1(x + B)^b \quad (4)$$

O modelo de Plateau acrescenta uma constante no modelo original de Wright, fazendo com que T_n tenda a C quando ocorrer um grande volume de produção, e a aprendizagem passar a ter um efeito imperceptível nas melhorias do processo:

$$T_n = C + T_1x^b \quad (5)$$

Este estado estacionário pode ocorrer tanto porque o processo de aprendizagem já está próximo do seu fim, como porque existe alguma limitação de maquinário para que o operador progrida em sua atividade (TEPLITZ, 1991).

2.1.2 Modelos exponenciais

De acordo com Nembhard e Uzumeri (2000), as curvas exponenciais possuem parâmetros diferentes dos parâmetros das curvas potenciais. Eles conseguem extrair mais informação sobre o processo de aprendizagem do operador, resultando em previsões mais precisas em comparação aos modelos potenciais.

Knecht (1974) foi um dos primeiros a utilizar esse tipo de modelo, combinando funções exponenciais e potenciais, e buscando aprimorar processos que demandavam alto número de repetições. Assim, desenvolveu a seguinte equação:

$$T_n = T_1 x^b e^{cx} \quad (6)$$

Em que c é uma constante e todas as outras variáveis são idênticas às dos modelos potenciais.

2.1.3 Modelos hiperbólicos

Visando calcular o aprendizado a partir do número de unidades conformes em relação ao número de unidades produzidas totais, Mazur e Hastie (1978) desenvolveram um modelo que associava as variáveis x (unidades conformes), r (unidades não-conformes) e y (proporção de unidades consideradas corretas), formulando a seguinte equação:

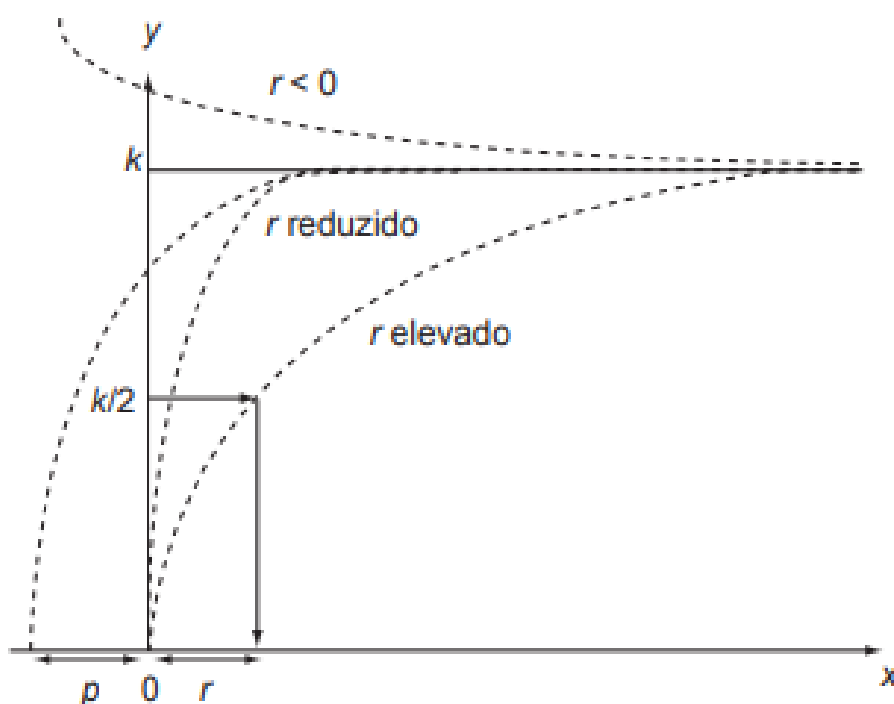
$$y = k \left(\frac{x}{x+r} \right) \quad (7)$$

Afim de também considerar a experiência prévia do operador na execução de uma tarefa repetitiva, foi adicionado à equação um parâmetro p (MAZUR; HASTIE, 1978):

$$y = k \left(\frac{x+p}{x+p+r} \right) \quad (8)$$

O retrato da curva de aprendizagem de um modelo hiperbólico está representada na figura 2:

Figura 2 - Perfis gerados pelo modelo hiperbólico de três parâmetros



Fonte: Anzanello e Fogliatto (2007)

2.2 Esquecimento

A literatura disponível a respeito do esquecimento e suas consequências na produção ainda não é tão completa quanto a da aprendizagem. No entanto, já existem algumas pesquisas acerca do fenômeno esquecimento, inclusive com o desenvolvimento de modelos que exemplifiquem seu funcionamento.

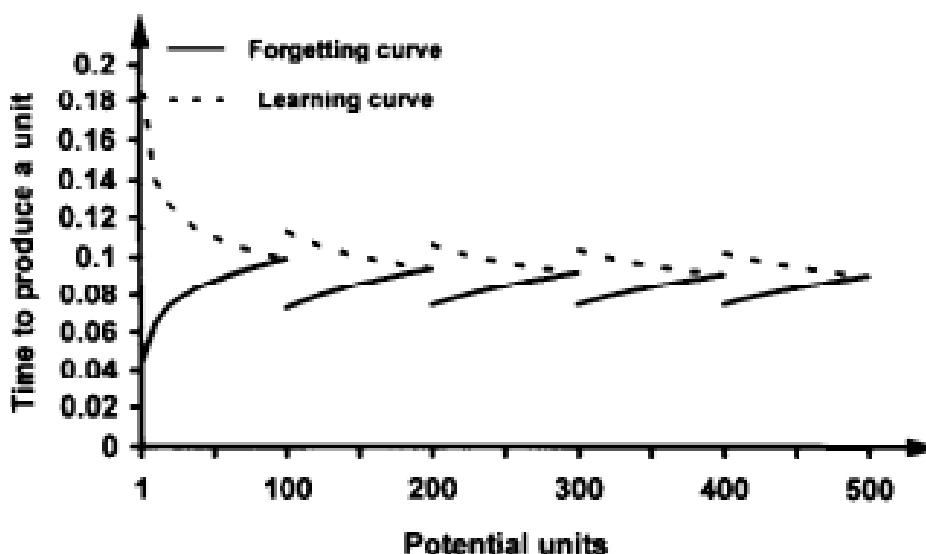
De acordo com Bailey (1989), da mesma forma que o aprendizado de um operador aumenta conforme o número de repetições que ele realiza, o esquecimento tende a aumentar quanto maior for o período de parada desse operador.

Jabber e Bonney (1997) estudaram o efeito do modelo potencial de Wright juntamente ao fenômeno do esquecimento. Segundo Jaber e Bonney (1997, p.524), se ocorre uma parada após a produção da n -ésima unidade e, mais tarde, o operador volta a produzir, há um *gap* de tamanho suficiente para que se diga que um pouco da aprendizagem acumulada pelo operador na produção dos lotes anteriores foi retida após a parada.

Assim, o esforço para produzir a primeira peça após a parada é maior do que o esforço para ter produzido a última unidade anterior à parada. Esse incremento no tempo de produção varia de acordo com o tamanho da interrupção e o tempo para a produção da n -ésima unidade. Quando a produção voltar, a aprendizagem do operador recomeça (JABER; BONNEY, 1997, p.524).

O efeito do esquecimento para a produção de um item também foi ilustrado graficamente por Jabber e Bonney (1997), conforme a figura 3.

Figura 3 - Comportamento das curvas de aprendizagem e esquecimento após interrupções ocorrendo em 100, 200, 300, 400 e 500 unidades



Fonte: Jaber e Bonney (1997)

Repare que as paradas fazem com que a curva de aprendizagem do tempo de produção unitário sofra retardações ao longo da produção, e o modelo de Wright sofra também influência do esquecimento do trabalhador enquanto sua atividade estiver paralisada.

2.3 Modelo de DeJong

O modelo de DeJong (1957) ainda possui poucas aplicações e estudos desde que foi formulado, mesmo com o avanço da automação nas indústrias. A grande maioria dos trabalhos a respeito da curva de aprendizagem ainda o trata como um dos modelos desenvolvidos nas últimas décadas, mas apenas com o objetivo de uma citação, sem desenvolver nem aprofundar em sua aplicabilidade (FERREIRA *et al*, 2022). Contudo, faz-se necessário apresentar o conceito de DeJong, o qual derivou o modelo desenvolvido neste trabalho.

O principal objetivo do modelo era explorar a participação de maquinário no processo de aprendizagem, concluindo que processos controlados apenas por operações manuais possuem tempos compressíveis. Por outro lado, a partir do momento em que há a interferência de maquinário no processo, são os tempos de ciclo da máquina que passam a controlar a operação, tornando o tempo cada vez menos compressível conforme as unidades produzidas aumentam (DEJONG, 1957).

DeJong (1957) representou essa incompressibilidade do tempo através de um fator M , denominado fator de incompressibilidade. Ele busca explicar a relação homem-máquina, representando o total de tempo gasto por um processo automatizado. Sua equação pode ser descrita por:

$$T_n = T_1[M + (1 - M)x^b] \quad (10)$$

Onde T_n é o tempo médio acumulado após a produção de n unidades, T_1 é o tempo necessário para a produção da primeira unidade, x é o número da unidade cumulativa, b é representado pela divisão de $\ln LC / \ln 2$ e M é o fator de incompressibilidade, que vai de 0 a 1.

Sendo assim, quando $M = 0$, o modelo é reduzido ao modelo inicial de Wright (1936), implicando em um processo totalmente manual. Já quando $M = 1$ o tempo unitário se reduz a uma constante, significando que não é possível realizar nenhuma melhoria de tempo no processo, ou seja, ele é totalmente controlado pelo tempo de ciclo da máquina (BADIRU, 1992).

Em um dos mais relevantes estudos sobre o modelo, Moore (2015) e Johnson (2016) estimaram custos de produção de aeronaves e compras para o Departamento de Defesa dos Estados Unidos, comparando os modelos de Wright, de DeJong e da Curva S. Foi concluído que os modelos de DeJong e da Curva S são mais acurados em relação ao modelo de Wright para a previsão de horas suficientes para a

manufatura de um item, por conta da presença do fator de incompressibilidade M em sua equação.

2.4 Modelo de Curva de Aprendizagem para Processos Mecanizados/Automatizados

Para contornar tanto a subjetividade do fator de incompressibilidade M do modelo de DeJong, quanto a constante C do modelo de Plateau, Ferreira *et al* (2022) desenvolveu um novo modelo que projeta o tempo necessário para que seja produzida uma certa quantidade de um item, considerando o tempo de ciclo da máquina e a estimativa do estado estacionário do trabalhador.

Como o modelo é constituído a partir da interação homem-máquina, tem-se que o tempo acumulado y para se produzir x unidades é dado pela soma do tempo médio do operador T_{op} com o tempo de ciclo da máquina T_m :

$$y = T_m + T_{op} \quad (11)$$

Seguindo o modelo de plateau, o tempo médio de um operador pode ser descrito pelo modelo:

$$T_{op} = T_1 x^b + P_{op} \quad (12)$$

Em que $b = \ln(R) / \ln(2)$ e representa o índice de aprendizagem (R é o índice de aprendizagem do operador). Seu valor é obtido usualmente, como no modelo de Wright. O termo P_{op} é chamado de plateau do operador.

Substituindo a segunda equação na primeira (eq.11 e eq.12) temos a seguinte expressão:

$$y = T_m + T_1 x^b + P_{op} \quad (13)$$

Algebricamente, o cálculo para estimar o plateau de um operador P_{op} pode ser obtido pela média aritmética dos dados disponíveis, dada por:

$$P_{op} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - T_m - T_1 x_i^b \quad (14)$$

Em que n é o número de amostras coletadas do operador e $P_{op,i}$ é dado por:

$$P_{op,i} = y_i - T_m - T_1 x_i^b \quad (15)$$

Sendo x_i o número da i -ésima amostra, y_i o tempo da i -ésima amostra, T_1 o tempo da primeira unidade e T_m o tempo de ciclo da máquina estudada.

3. METODOLOGIA

3.1 Natureza da pesquisa

Quanto à natureza da pesquisa, é de abordagem quali-quantitativa, pois foi feito um levantamento de dados afim de interpretar a eficiência do método de DeJong em relação aos tempos de processo.

A característica mais importante da abordagem quantitativa é a possibilidade de mensurar as variáveis analisadas, expressando em números o assunto tratado, através da linguagem matemática (MARTINS, 2012, p. 47).

Já a abordagem qualitativa realiza observações e coleta evidências, considerando a subjetividade dos indivíduos envolvidos na pesquisa, em uma realidade que não pode ser representada em números (MARTINS, 2012, p.52).

3.2 Tipo da pesquisa

Quanto aos objetivos da pesquisa, foi exploratória, pois procura colaborar para a descoberta de novos tipos de abordagem para o tema das curvas de aprendizado e esquecimento. A pesquisa exploratória visa “proporcionar uma maior familiaridade com o problema, com vistas a torná-lo mais explícito ou a construir hipóteses” (GERHARDT & SILVEIRA, 2009, p.35). Ainda, segundo Piovesan e Temporini (1995), a pesquisa exploratória procura adequar instrumento de medição à realidade que se busca conhecer.

3.3 Método de pesquisa

Quanto ao método adotado, foi do tipo teórico/conceitual, para elaboração deste novo modelo, pois se utiliza da literatura disponível e de modelagens conceituais para inseri-las em algum contexto. Para Nakano (2012, p.67), o método de pesquisa teórico/conceitual promove discussões provenientes da literatura existente, incluindo revisões bibliográficas e modelagens conceituais.

Posteriormente para testagem do modelo foi aplicado o método Pesquisa-Ação, visto que, o pesquisador participou da aplicação do teste. A pesquisa-ação é

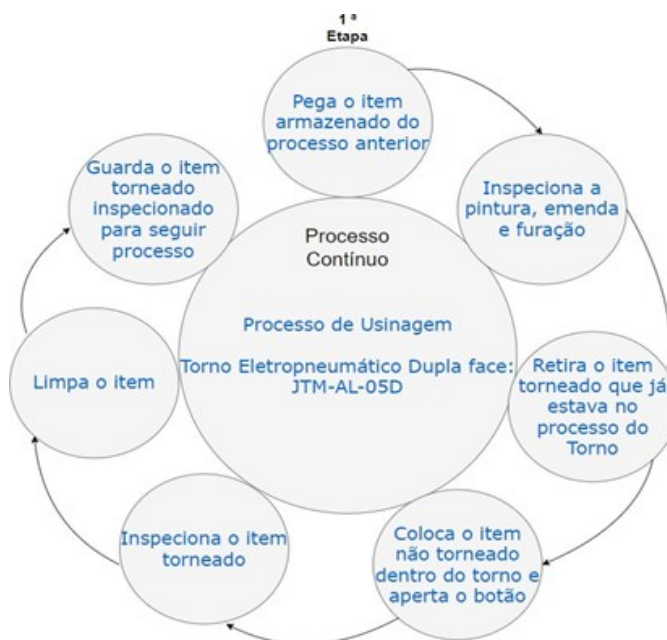
um tipo de pesquisa com base empírica que é concebida e realizada em associação com uma ação, na qual os pesquisadores e os participantes do problema estão envolvidos de modo cooperativo e participativo (THIOLLENT, 1997).

3.4 Coleta dos dados

O presente estudo apresenta dados obtidos de dois operadores (OP1 e OP2), os quais trabalhavam em uma indústria metalúrgica na região de Londrina, Paraná, Brasil. Toda a base de dados foi tomada a partir do tempo no setor de usinagem da fábrica, cronometrando os operadores individualmente.

O processo de usinagem pode ocorrer sob o prisma de dois fluxos: no primeiro, as peças são analisadas mais rapidamente, e no segundo, as peças passam por uma análise mais criteriosa, observando características específicas de cada item, aumentando o tempo total do processo. (FERREIRA *et al*; 2022). Os fluxogramas das figuras 4 e 5 apresentam um esboço dos dois tipos de fluxos.

Figura 4 – Fluxo contínuo do processo de itens



Fonte: Ferreira *et al* (2022)

Figura 5 – Fluxo do processo de itens que recebem inspeção criteriosa



Fonte: Ferreira *et al* (2022)

O período de observação e cronometragem foi realizado nos dias 24 e 25 de março de 2022. Durante esses dias, foram contadas quantas peças foram produzidas em um intervalo de 10 minutos de produção, sendo que cada parada realizada pelo operador também foi contabilizada, em minutos. Após essa contagem, foi feito o cálculo do tempo médio, em segundos, para a montagem de cada peça. Após a coleta dos dados brutos, foram eliminados *outliers* que prejudicassem o estudo da aprendizagem de cada operador. Durante o período analisado, foi observado que ambos os operadores trabalharam com a usinagem do mesmo tipo de peça enquanto os dados eram coletados. As tabelas 1 e 2 apresentam os dados coletados para os dois operadores.

Tabela 1 – Levantamento de aros produzidos e tempo médio de produção para o OP1

Levantamento OP1					
Data	Amostra	Horário	Tempo de Parada (Min)	Quantidade	Tempo Médio (s)
24/03/2022	1	14:10 às 14:20	1	20	27
24/03/2022	2	14:20 às 14:30	0	22	27
24/03/2022	3	14:50 às 15:00	0	24	25
24/03/2022	4	15:10 às 15:20	3	17	25
24/03/2022	5	15:20 às 15:30	8	5	24
24/03/2022	6	15:30 às 15:40	0	25	24
24/03/2022	7	15:40 às 15:50	0	25	24

24/03/2022	8	15:50 às 16:00	1	23	23
24/03/2022	9	16:00 às 16:10	0	25	24
24/03/2022	10	16:20 às 16:30	5	13	23
24/03/2022	11	16:30 às 16:40	0	25	24
25/03/2022	12	8:30 as 8:40	0	26	23
25/03/2022	13	8:40 as 8:50	0	26	23
25/03/2022	14	9:00 as 9:10	0	26	23
25/03/2022	15	9:10 as 9:20	3	18	23
25/03/2022	16	9:20 as 9:30	4	16	23
25/03/2022	17	9:30 as 9:40	0	26	23
25/03/2022	18	9:40 as 9:50	4	16	23
25/03/2022	19	9:50 as 10:00	5	13	23
25/03/2022	20	10:00 as 10:10	0	27	22
25/03/2022	21	10:10 as 10:20	0	27	22
25/03/2022	22	10:20 as 10:30	0	26	23
25/03/2022	23	10:30 as 10:40	0	27	22
25/03/2022	24	10:40 as 10:50	8	5	24
25/03/2022	25	10:50 as 11:00	7	8	23
25/03/2022	26	11:00 as 11:10	0	27	22
25/03/2022	27	11:10 as 11:20	0	26	23
25/03/2022	28	11:20 as 11:30	3	19	22
25/03/2022	29	11:30 as 11:40	0	27	22
25/03/2022	30	11:40 as 11:50	0	26	23
25/03/2022	31	11:50 as 12:00	3	18	23
25/03/2022	32	14:00 às 14:10	2	21	23
25/03/2022	33	14:10 às 14:20	0	28	21
25/03/2022	34	14:20 às 14:30	0	26	23
25/03/2022	35	14:40 às 14:50	0	28	21
25/03/2022	36	14:50 às 15:00	0	27	22
25/03/2022	37	15:00 às 15:10	0	27	22
25/03/2022	38	15:10 às 15:20	1	24	23
25/03/2022	39	15:20 às 15:30	7	8	23
25/03/2022	40	15:30 às 15:40	4	17	21
25/03/2022	41	15:40 às 15:50	0	27	22
25/03/2022	42	15:50 às 16:00	0	26	23
25/03/2022	43	16:00 às 16:10	0	27	22
25/03/2022	44	16:10 às 16:20	0	28	21
25/03/2022	45	16:20 às 16:30	0	28	21
25/03/2022	46	16:30 às 16:40	5	14	21
25/03/2022	47	16:40 às 16:50	8	6	20
25/03/2022	48	17:00 às 17:10	0	27	22
25/03/2022	49	17:10 às 17:20	0	26	23

Fonte: autoria própria (2023)

Tabela 2 – Levantamento de aros produzidos e tempo médio de produção para o OP2

Levantamento OP2					
Data	Amostra	Horário	Tempo de Parada (Min)	Quantidade	Tempo Médio (s)
24/03/2022	1	14:10 às 14:20	0	25	24
24/03/2022	2	14:20 às 14:30	0	25	24
24/03/2022	3	14:30 às 14:40	0	25	24
24/03/2022	4	14:40 às 14:50	5	13	23
24/03/2022	5	14:50 às 15:00	8,85	3	23
24/03/2022	6	15:00 às 15:10	4,35	15	23
24/03/2022	7	15:20 às 15:30	0	26	23
24/03/2022	8	15:30 às 15:40	4,83	13	24
24/03/2022	10	15:50 às 16:00	0	26	23
24/03/2022	11	16:00 às 16:10	0	26	23
24/03/2022	12	16:10 às 16:20	0	26	23
24/03/2022	13	16:20 às 16:30	0,67	24	23
24/03/2022	14	16:50 às 17:00	0	26	23
24/03/2022	15	17:00 às 17:10	0	26	23
24/03/2022	16	17:10 às 17:20	0	26	23
24/03/2022	17	17:20 às 17:30	3,1	18	23
25/03/2022	18	8:20-8:30	0	26	23
25/03/2022	19	8:50-9:00	0,483	25	23
25/03/2022	20	9:00-9:10	0,35	25	23
25/03/2022	21	9:10-9:20	0	26	23
25/03/2022	22	9:20-9:30	6,517	9	23
25/03/2022	23	9:30-9:40	8,183	5	22
25/03/2022	24	10:10-10:20	0	26	23
25/03/2022	25	10:20-10:30	0	26	23
25/03/2022	26	10:30-10:40	0	26	23
25/03/2022	27	10:40-10:50	5,15	13	22
25/03/2022	28	10:50-11:00	5,383	12	23
25/03/2022	29	11:00-11:10	1	25	22
25/03/2022	30	11:10-11:20	0	26	23
25/03/2022	31	11:20-11:30	1,23	23	23
25/03/2022	32	11:40-11:50	0	27	22
25/03/2022	33	14:10 às 14:20	0	26	23
25/03/2022	34	14:20 às 14:30	8,417	4	24
25/03/2022	36	15:30 às 15:40	2,1	21	23
25/03/2022	37	15:40 às 15:50	6,3	9	25
25/03/2022	38	15:50 às 16:00	2,05	21	23
25/03/2022	39	16:00 às 16:10	1,03	23	23
25/03/2022	40	16:10 às 16:20	3,4	17	23
25/03/2022	41	16:30 às 16:40	7,617	6	24
25/03/2022	42	16:40 às 16:50	0,87	24	23
25/03/2022	43	17:00 às 17:10	1,583	22	23

Fonte: Autoria própria (2023)

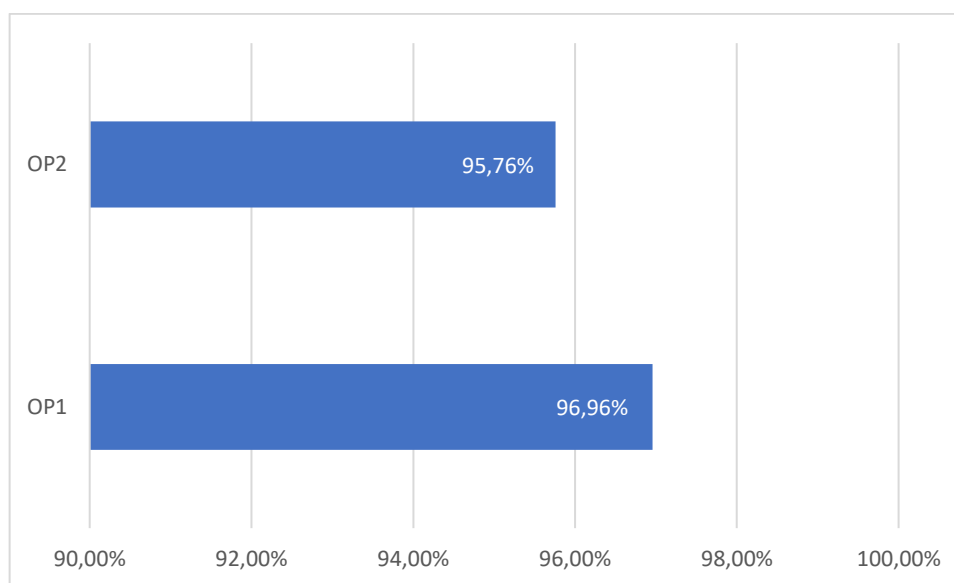
Com as quantidades produzidas e os tempos médios de produção coletados, foi calculada a taxa de aprendizagem (eq.1) de cada operador, por consequência das interrupções ocorridas durante o período de cronometragem. Em seguida, foi utilizado o modelo de aprendizagem para processos mecanizados e automatizados (Ferreira *et al*, 2022) para comparar os dados projetados pelo modelo com os dados efetivamente levantados. Para isso foram utilizadas as primeiras 20 amostras para se projetar as outras 20 seguintes, e logo depois essas amostras projetadas foram comparadas com os tempos efetivamente coletados.

Também foi cronometrado o ciclo de máquina dos equipamentos. Para a máquina do OP1, o tempo foi de 13,29s e, para a máquina do OP2, o tempo foi de 12,63s.

4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE DADOS

Para constatar a experiência e domínio do processo dos operadores do setor de usinagem, verificou-se a aprendizagem de cada um através da eq.1 e demonstrado na figura 6.

Figura 6 – Taxas de aprendizagem dos operadores



Fonte: autoria própria (2023)

É possível observar que as taxas de aprendizagem de ambos os operadores estão acima de 95%, existindo pouca margem para aprendizagem, devido ao tempo de experiência dos operadores na função.

4.1 Aplicação do modelo de aprendizagem para processos mecanizados e automatizados

Para se fazer a estimativa dos tempos de produção futuros de cada operador, foi utilizado como base os primeiros 20 tempos registrados, conforme tabela 3.

Tabela 3 – Tempo médio de fabricação por operador (20 primeiras amostras)

Nº amostra	Tempo médio OP1	Tempo médio OP2
1	27,00	24,00
2	27,27	24,00
3	25,00	24,00

4	24,71	23,08
5	24,00	23,00
6	24,00	22,60
7	24,00	23,08
8	23,48	23,86
9	24,00	23,08
10	23,08	23,08
11	24,00	23,08
12	23,08	23,33
13	23,08	23,08
14	23,08	23,08
15	23,33	23,08
16	22,50	23,00
17	23,08	23,08
18	22,50	22,84
19	23,08	23,16
20	22,22	23,08

Fonte: autoria própria (2023)

Como T_1 da eq.12 é tomado apenas do tempo do operador já descontando o tempo de ciclo da máquina, fez-se necessário construir uma nova tabela somente com os tempos dos operadores, considerando que $T_{m1} = 13,29s$ e $T_{m2} = 12,63s$, conforme pode ser visto na tabela 4.

Tabela 4 – Tempos de fabricação deduzidos os tempos de ciclo das máquinas

Nº amostra	Tempo médio OP1	Tempo médio OP2
1	13,71	11,37
2	13,98	11,37
3	11,71	11,37
4	11,42	10,45
5	10,71	10,37
6	10,71	9,97
7	10,71	10,45
8	10,19	11,23
9	10,71	10,45
10	9,79	10,45
11	10,71	10,45
12	9,79	10,70
13	9,79	10,45
14	9,79	10,45

15	10,04	10,45
16	9,21	10,37
17	9,79	10,45
18	9,21	10,21
19	9,79	10,53
20	8,93	10,45

Fonte: autoria própria (2023)

De acordo com as curvas de aprendizagem dos 2 operadores, demonstradas na Figura 6, tem-se que a aprendizagem do OP1 é de 96,96%, com $b = -0,495$, e a aprendizagem do OP2 é de 95,76%, com $b = -1,82$.

Com isso, a partir da eq.14, obteve-se as seguintes projeções para o OP1:

$$P_{op,1} = 13,71 - 13,71 \cdot 1^{(-0,495)} = 0$$

$$P_{op,2} = 13,98 - 13,71 \cdot 2^{(-0,495)} = 4,26$$

$$P_{op,3} = 11,71 - 13,71 \cdot 3^{(-0,495)} = 3,75$$

$$P_{op,4} = 11,42 - 13,71 \cdot 4^{(-0,495)} = 4,51$$

$$P_{op,5} = 10,71 - 13,71 \cdot 5^{(-0,495)} = 4,53$$

$$P_{op,6} = 10,71 - 13,71 \cdot 6^{(-0,495)} = 5,06$$

$$P_{op,7} = 10,71 - 13,71 \cdot 7^{(-0,495)} = 5,48$$

$$P_{op,8} = 10,19 - 13,71 \cdot 8^{(-0,495)} = 5,29$$

$$P_{op,9} = 10,71 - 13,71 \cdot 9^{(-0,495)} = 6,09$$

$$P_{op,10} = 9,79 - 13,71 \cdot 10^{(-0,495)} = 5,40$$

$$P_{op,11} = 10,71 - 13,71 \cdot 11^{(-0,495)} = 6,53$$

$$P_{op,12} = 9,79 - 13,71 \cdot 12^{(-0,495)} = 5,78$$

$$P_{op,13} = 9,79 - 13,71 \cdot 13^{(-0,495)} = 5,94$$

$$P_{op,14} = 9,79 - 13,71 \cdot 14^{(-0,495)} = 6,08$$

$$P_{op,15} = 10,04 - 13,71 \cdot 15^{(-0,495)} = 6,46$$

$$P_{op,16} = 9,21 - 13,71 \cdot 16^{(-0,495)} = 5,74$$

$$P_{op,17} = 9,79 - 13,71 \cdot 17^{(-0,495)} = 6,42$$

$$P_{op,18} = 9,21 - 13,71 \cdot 18^{(-0,495)} = 5,93$$

$$P_{op,19} = 9,79 - 13,71 \cdot 19^{(-0,495)} = 6,60$$

$$P_{op,20} = 8,93 - 13,71 \cdot 20^{(-0,495)} = 5,82$$

E para o OP2:

$$P_{op,1} = 11,37 - 11,37 \cdot 1^{(-1,82)} = 0$$

$$P_{op,2} = 11,37 - 11,37 \cdot 2^{(-1,82)} = 8,16$$

$$P_{op,3} = 11,37 - 11,37 \cdot 3^{(-1,82)} = 9,84$$

$$P_{op,4} = 10,45 - 11,37 \cdot 4^{(-1,82)} = 9,54$$

$$P_{op,5} = 10,37 - 11,37 \cdot 5^{(-1,82)} = 9,77$$

$$P_{op,6} = 9,97 - 11,37 \cdot 6^{(-1,82)} = 9,54$$

$$P_{op,7} = 10,45 - 11,37 \cdot 7^{(-1,82)} = 10,12$$

$$P_{op,8} = 11,23 - 11,37 \cdot 8^{(-1,82)} = 9,27$$

$$P_{op,9} = 10,45 - 11,37 \cdot 9^{(-1,82)} = 10,24$$

$$P_{op,10} = 10,45 - 11,37 \cdot 10^{(-1,82)} = 10,28$$

$$P_{op,11} = 10,45 - 11,37 \cdot 11^{(-1,82)} = 10,30$$

$$P_{op,12} = 10,70 - 11,37 \cdot 12^{(-1,82)} = 10,57$$

$$P_{op,13} = 10,45 - 11,37 \cdot 13^{(-1,82)} = 10,34$$

$$P_{op,14} = 10,45 - 11,37 \cdot 14^{(-1,82)} = 10,35$$

$$P_{op,15} = 10,45 - 11,37 \cdot 15^{(-1,82)} = 10,37$$

$$P_{op,16} = 10,37 - 11,37 \cdot 16^{(-1,82)} = 10,30$$

$$P_{op,17} = 10,45 - 11,37 \cdot 17^{(-1,82)} = 10,38$$

$$P_{op,18} = 10,21 - 11,37 \cdot 18^{(-1,82)} = 10,15$$

$$P_{op,19} = 10,53 - 11,37 \cdot 19^{(-1,82)} = 10,48$$

$$P_{op,20} = 10,45 - 11,37 \cdot 20^{(-1,82)} = 10,40$$

Tendo esses dados para ambos os operadores, aplicou-se a equação 13 para estimar P_{op1} e P_{op2} :

$$P_{op1} = \frac{105,66}{20} = 5,28$$

$$P_{op2} = \frac{190,40}{20} = 9,52$$

É importante ressaltar que a acuracidade dos valores em qualquer uma das etapas depende da qualidade e da quantidade dos dados disponíveis para coleta.

Obtendo o valor de P_{op} , foi possível estimar os tempos seguintes de cada operador através da equação 13:

$$y_1 = 13,29 + 13,71x^{(-0,495)} + 5,28$$

$$y_2 = 12,63 + 11,37x^{(-1,82)} + 9,52$$

Após calcular a expressão algébrica acima para as próximas 20 amostras, foi obtida a tabela 5.

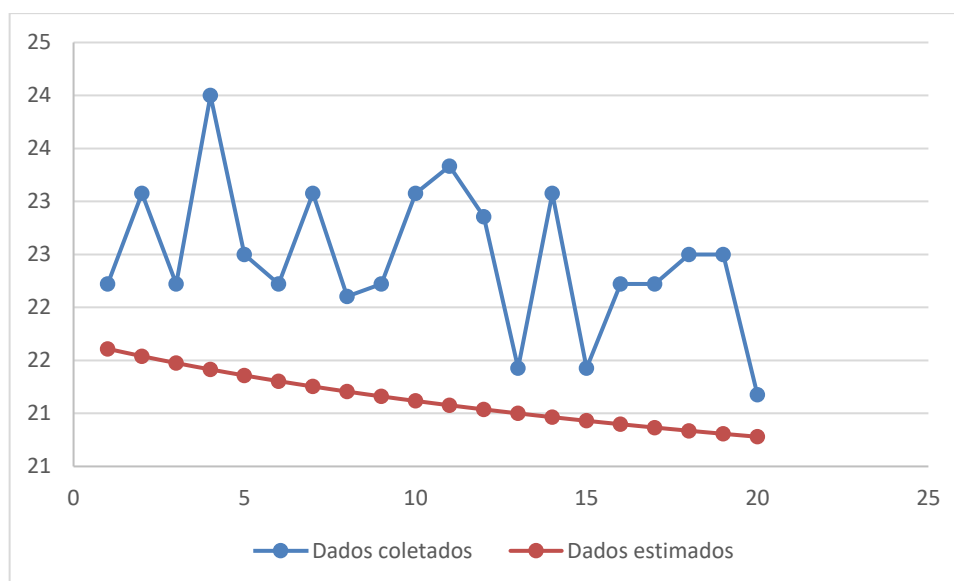
Tabela 5 – Tempo estimado das amostras 21 a 40 para OP1 e OP2

Nº amostra	y1	y2
21	21,61	22,19
22	21,54	22,19
23	21,48	22,19
24	21,42	22,18
25	21,36	22,18
26	21,30	22,18
27	21,25	22,18
28	21,21	22,18
29	21,16	22,17
30	21,12	22,17
31	21,08	22,17
32	21,04	22,17
33	21,00	22,17
34	20,96	22,17
35	20,93	22,17
36	20,90	22,17
37	20,87	22,17
38	20,84	22,16
39	20,81	22,16
40	20,78	22,16

Fonte: autoria própria (2023)

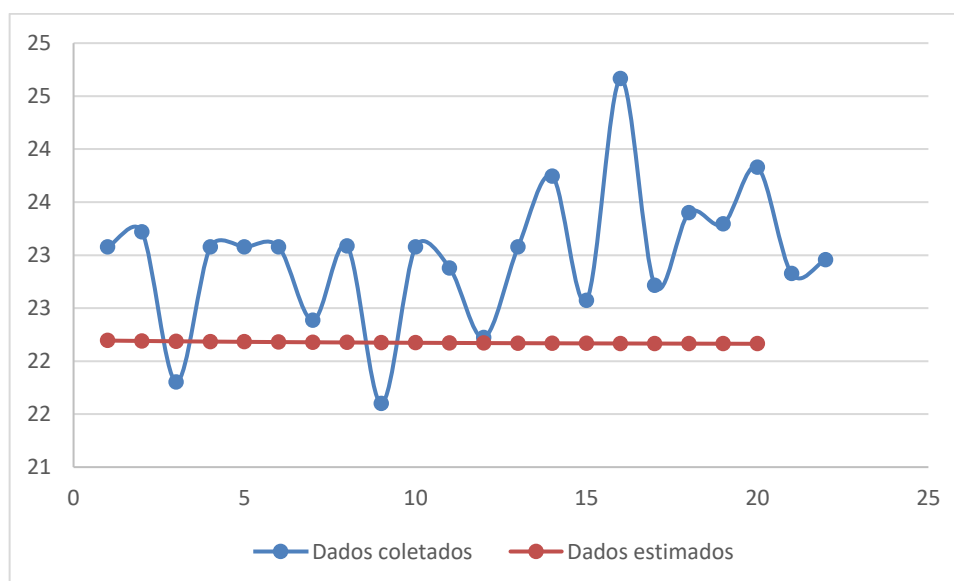
Os gráficos da figura 7 e 8 demonstram a comparação entre os dados efetivamente coletados e os dados estimados pelo modelo Ferreira *et al* (2022):

Figura 7 – Comparativo entre tempos do OP1 e o tempo previsto pelo modelo desenvolvido



Fonte: autoria própria (2023)

Figura 8 – Comparativo entre tempos do OP2 e o tempo previsto pelo modelo desenvolvido



Fonte: autoria própria (2023)

A fim de testar o modelo, foi realizado também um comparativo entre os dois resultados através da análise do erro percentual, apresentado nas tabelas 6 e 7.

Tabela 6 – Comparativo entre tempo observado e tempo estimado do OP1

OP1			
Nº amostra	Y observado	Y estimado	Erro (%)

21	22	21,61	2,8%
22	23	21,54	6,7%
23	22	21,48	3,4%
24	24	21,42	10,8%
25	23	21,36	5,1%
26	22	21,30	4,1%
27	23	21,25	7,9%
28	22	21,21	4,1%
29	22	21,16	4,8%
30	23	21,12	8,5%
31	23	21,08	9,7%
32	23	21,04	8,0%
33	21	21,00	2,0%
34	23	20,96	9,2%
35	21	20,93	2,3%
36	22	20,90	6,0%
37	22	20,87	6,1%
38	23	20,84	7,4%
39	23	20,81	7,5%
40	21	20,78	1,9%

Fonte: autoria própria (2023)

Tabela 7 – Comparativo entre tempo observado e tempo estimado do OP2

OP2			
Nº amostra	Y observado	Y estimado	Erro (%)
21	23	22,19	3,8%
22	23	22,19	4,4%
23	22	22,19	1,8%
24	23	22,18	3,9%
25	23	22,18	3,9%
26	23	22,18	3,9%
27	22	22,18	0,9%
28	23	22,18	3,9%
29	22	22,17	2,7%
30	23	22,17	3,9%
31	23	22,17	3,1%
32	22	22,17	0,2%
33	23	22,17	3,9%
34	24	22,17	6,6%
35	23	22,17	1,8%
36	25	22,17	10,1%
37	23	22,17	2,4%
38	23	22,16	5,3%
39	23	22,16	4,9%

40	24	22,16	7,0%
----	----	-------	------

Fonte: autoria própria (2023)

A partir dessas comparações, constatou-se que o erro médio entre os tempos observados e os tempos estimados pelo modelo de Ferreira *et al* (2022) foi de 5,9% para o Operador 1, e de 3,9% para o Operador 2. Também foi constatado que a inclusão do plateau P_{op} no modelo contribuiu para a diminuição do erro percentual ao longo das amostras de tempo e produção.

A análise do erro médio entre o tempo previsto e o tempo realizado, permite inferir que o modelo desenvolvido, pode ser utilizado como ferramenta para o PCP, na tarefa de prever e programar a produção.

5. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi realizado um estudo sobre a curva de aprendizagem de dois operadores, à luz do modelo para previsão da produção de processos mecanizados e automatizados, em uma indústria metalúrgica da região de Londrina. A opção pelo uso do modelo se explica pela influência do maquinário no processo produtivo estudado, fazendo-se necessário contemplar o ciclo da máquina e o plateau (estabilização do tempo) dos operadores.

Para garantir a aplicação do modelo, foi utilizado o método de cronoanálise para a coleta de dados, tanto para o tempo total do processo quanto para o ciclo de cada máquina estudada. Além disso, foram eliminados *outliers* da base de dados, para garantir a confiabilidade do levantamento e, conseqüentemente, da projeção da curva de aprendizagem.

Os resultados obtidos pela aplicação do modelo de aprendizagem desenvolvido, ficaram muito próximos dos resultados aferidos no levantamento de tempo do processo de usinagem do item utilizado como amostra, o que pode ser comprovado pelo baixo erro percentual apontado no comparativo entre as duas medições. Assim, atesta-se a aplicabilidade do modelo, comprovando sua aplicabilidade pelo PCP na sua tarefa de programar a produção e a capacidade produtiva do processo.

A partir desses resultados, futuras pesquisas tem a possibilidade de aplicar esse modelo em outros tipos de segmentos, para verificar sua utilização em outros níveis de mecanização da indústria.

6. REFERÊNCIAS

- ANZANELLO, Michel José; FOGLIATTO, Flávio Sanson. **Curvas de aprendizado: estado da arte e perspectivas de pesquisa**. Gestão da Produção, São Carlos, v. 14, n. 1, p. 109-123.
- BADIRU, A. B. **Computational Survey of Univariate and Multivariate Learning Curve Models**. IEEE Transactions on Engineering Management, New Jersey, v. 39, n. 2, p. 176-188, 1992.
- BAILEY, Charles D. **Forgetting and the learning curve: a laboratory study**. Management Science, 35, 340-352, 1989.
- BAILEY, Charles; MCINTYRE, Edward. **Some evidence on the nature of relearning curves**. The Accounting Review. 67(2). 368–378, 1992.
- BAILEY, Charles D.; MCINTYRE, Edward V. **The relation between fit and prediction for alternative forms of learning curves and relearning curves**. IIE Transactions, 29, 487-495, 1997
- BLANCETT, R. S. **Learning from Productivity Learning Curves**. Research-Technology Management, Arlington, May-June 2002.
- CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Experience Curves in Services: Macro and Micro Level Approaches**. International Journal of Operations & Production Management, London, v. 20, n. 7, p. 842-859, 2000.
- DEJONG, J. R. **The effects of increasing skill on cycle time and its consequences for time standards**. Ergonomics November, 51–60, 1957.
- FERREIRA, José Ângelo; KRELING, João Paulo Dutra; OZÓRIO, Arthur Kreling. **Learning and forgetting curve theories, applied to production planning and programming**. Brazilian. Journal of Development, 6, 94914-94928, 2020.
- FERREIRA, José Ângelo; VALMORBIDA, Edson Luiz; KRELING, João Paulo Dutra; OZÓRIO, Arthur Kreling. (2021). **The impact of forgetting on operators' learning coefficients caused by interruptions in production**. South Florida Journal of Development, Miami, v.2, n.1, p. 284-301, jan./feb. 2021.
- FERREIRA, José Ângelo; VALMORBIDA, Edson Luiz; KRELING, João Paulo Dutra; OZORIO, Arthur Kreling. **Modelo de curva de aprendizagem para previsão da produção para processos mecanizados e automatizados**. Enegep, 2022.
- FINE, C. H. **Quality Improvement and Learning in Productive Systems**. Management Science, Evanston, v. 10, n. 10, p. 1301-1315, 1986.
- GERHARDT, Tatiane Engel; SILVEIRA, Denise Tolfo. **Métodos de Pesquisa**. 1ª Ed. Rio Grande do Sul: UFRGS, 2009. E-book.
- GLOBERSON, S.; GOLD, D. **Statistical Attributes of the Power Learning Curve Model**. International Journal of Production Research, London, v. 35, n. 3, p. 699-711, 1997.

- GLOBERSON, S.; LEVIN, N. **Incorporating Forgetting into Learning Curves**. International Journal of Production Management, London, v. 7, n. 4, p. 80-94, 1987.
- JABER, Mohamad; BONNEY, Maurice. **A comparative study of learning curves with forgetting**. Applied Mathematical Modelling, 523-531, 1997.
- JABER, M. Y.; BONNEY, M. **Economic Lot Sizing with Learning and Continuous Time Discounting: Is it Significant?** International Journal of Production Economics, New York, v. 71, n. 1, p. 135-143, 2001.
- JABER, M. Y.; BONNEY, M. **Lot Sizing with Learning and Forgetting in set-ups and in Production Quality**. International Journal of Production Economics, New York, v. 83, n. 1, p. 95-111, 2003.
- JABER, Mohamad; KHER, Hemant; DAVIS, Darwin. **Countering forgetting through training and deployment**. International Journal of Production Economics. 85, 33–46. 2003.
- JABER, M. Y.; BONNEY, M. **The Economic Manufacture/Order Quantity (EMQ/EOQ) and the Learning Curve: Past, Present, and Future**. International Journal of Production Economics, New York, v. 59, n. 1-3, p. 93-102, 1999.
- JOHNSON, Brandon J. **"A Comparative Study of Learning Curve Models and Factors in Defense Cost Estimating Based on Program Integration, Assembly, and Checkout"** (2016). Theses and Dissertations. 400.
- KNECHT, G. Costing, **Technological Growth and Generalized Learning Curves**, Operations Research Quart., Berlin, v. 25, n. 3, p. 487-491, sep. 1974.
- KOPCSO, D.; NEMITZ, W. **Learning Curves and Lot Sizing for Independent and Dependent Demand**, Journal of Operations Management, Netherlands, v. 4, n. 1, p. 73-83, 1983.
- LINDEKE, Richard. **Lean automated manufacturing**. Assembly Automation. 30(2):117-123, 2010.
- MAZUR, J. E.; HASTIE, R. **Learning as Accumulation: a Reexamination of the Learning Curve**. Psychological Bulletin, Washington DC, v. 85, n. 6, p. 1256-1274, 1978.
- MOORE, Justin R., **"A Comparative Study of Learning Curve Models in Defense Airframe Cost Estimating"** (2015). Theses and Dissertations. 156.
- NAKANO, D. Métodos de pesquisa adotados na Engenharia de Produção e Gestão de Operações. In: (ORGANIZADOR), P. A. C. M. (Ed.). **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. 2. Ed. Rio de Janeiro: Elsevier: ABEPRO, 2012, p. 65-74
- NEMBHARD, D. A.; UZUMERI, M. V. **An Individual-Based Description of Learning within an Organization**. IEEE Transactions on Engineering Management, New Jersey, v. 47, n. 3, p. 370-378, 2000a
- PEINADO, Jurandir; GRAEML, Alexandre Reis. **Administração da produção: operações industriais e de serviços**. Curitiba: UnicenP, 2007.

PIOVESAN, A.; TEMPORINI, E. R. Pesquisa Exploratória: procedimento metodológico para o estudo de fatores humanos no campo da saúde pública. **Revista Da Saúde Pública**, no. 29, ed. 4, 318-325, 1995.

RACHAMADUGU, R.; TAN, C. **Policies for Lot Sizing with Setup Learning**. International Journal of Production Economics, New York, v. 48, n, 2, p. 157-165, 1997.

SARASWAT, S. P.; GORGONE, J. T. **Organizational Learning Curve in Software Installation: an Empirical Investigation**. Information & Management, Netherlands, v. 19, n. 1, p. 53-59, 1990.

SMUNT, Timothy; & WATTS, Charles. **Improving operations planning with learning curves: Overcoming the pitfalls of 'messy' shop floor data**. Journal of Operations Management, 21(1), 93-107, 2003.

TEPLITZ, C. J. **The Learning Curve Deskbook: A reference Guide to Theory, Calculations and Applications**. New York: Quorum Books, 1991.

THIOLLENT, M. **Pesquisa-Ação nas Organizações**. São Paulo: Atlas, 1997.

WRIGHT, Theodore Paul. **Factors affecting the cost of Airplanes**. Journal of the Aeronautical Sciences, 3(4), 122-128, 1936.