

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

JOÃO PAULO DUTRA KRELING

**PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO PELO MÉTODO LFRCM (LEARNING-
FORGETTING-RELEARNING CURVE MODEL) EM UMA INDÚSTRIA MOVELEIRA
NA CIDADE DE ARAPONGAS-PR**

LONDRINA

2022

JOÃO PAULO DUTRA KRELING

PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO PELO MÉTODO LFRCM (LEARNING-FORGETTING-RELEARNING CURVE MODEL) EM UMA INDÚSTRIA MOVELEIRA NA CIDADE DE ARAPONGAS-PR

Production Planning by the LFRCM Method (Learning-Forgetting-Relearning Curve Model) in a Furniture Industry in the city of Arapongas-PR

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

Orientador: Prof. Dr. José Ângelo Ferreira

LONDRINA

2022



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

JOÃO PAULO DUTRA KRELING

PLANEJAMENTO DA PRODUÇÃO PELO MÉTODO LFRCM (LEARNING-FORGETTING-RELEARNING CURVE MODEL) EM UMA INDÚSTRIA MOVELEIRA NA CIDADE DE ARAPONGAS-PR

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

Data de aprovação: 10/junho/2022

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
2022

AGRADECIMENTOS

A Deus, por permitir que mais um passo da minha vida seja dado.

Aos professores do curso de Engenharia de Produção da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, por todo o ensinamento e conhecimento compartilhado e em especial ao meu orientador e professor Dr. José Ângelo Ferreira, que enxergou em mim um potencial e me guiou no ambiente acadêmico abrindo muitas portas junto ao grupo de pesquisa.

À minha companheira Ana Carolina Schiavi, que esteve sempre presente durante desenvolvimento desta pesquisa, dedicando tempo e ajuda, demonstrando empatia e incentivo, o que me possibilitou chegar até aqui.

À minha família, a qual sempre me apoiou nas minhas decisões e que com certeza tiveram um impacto positivo até aqui.

Aos meus amigos e colegas, que me acompanharam durante a graduação e que foram de grande importância no decorrer dos semestres, que sempre estiveram unidos e apoiando uns aos outros.

RESUMO

O esforço pela qualidade, quantidade e tempo é uma constante na indústria, tendo como auxílio, as técnicas utilizadas pelo setor de Planejamento, Programação e Controle de Produção, que se esforça para programar a produção com eficiência e produtividade. Vários modelos foram elaborados para suportar a função do planejamento da produção, mas pouco se discutiu sobre o aprendizado e o esquecimento dos trabalhadores frente a eventuais paradas no processo produtivo. Com o passar do tempo, pesquisadores exploraram métodos com o objetivo de introduzir em seus estudos o impacto do aprendizado e do esquecimento na performance do operador e seu efeito no tempo para completar suas atividades de trabalho. Com o objetivo de estudar um modelo que possua maior eficácia no planejamento e programação da produção, os resultados da utilização do modelo LFRCM (*Learning-Forgetting-Relearning Curve Model*) foram avaliados neste estudo, o qual associa o aprendizado e o esquecimento do operador em seu desempenho no posto de trabalho, para a previsão de tempo de produção unitária diária de montagem de encosto de cadeira em uma indústria moveleira, situada no Estado do Paraná, Brasil, após o retorno de uma parada programada. Concluindo a confiança da aplicação do modelo pelo setor de PCP da empresa no planejamento da produção e a precisão no desenvolvimento do cronograma para atender o prazo de entrega determinado pelos compradores.

Palavras-chave: *Learning Curve*, *Forgetting Curve*, programação da produção

ABSTRACT

The effort for quality, quantity and time is a constant in the industry, having as one of the aids, the techniques used by the Planning, Programming and Production Control sector, which strives to schedule the production with efficiency and productivity. Several models have been developed to support the production planning function, but little has been discussed about the workers' learning and forgetting when facing eventual stops in the production process. Over time, researchers have explored methods to introduce in their studies the impact of learning and forgetting on operator performance and its effect on the time to complete their work activities. With the objective of studying a model that has greater effectiveness in production planning and scheduling, the results of using the LFRCM (Learning-Forgetting-Relearning Curve Model) model were evaluated in this study, which associates operator learning and forgetting in their performance at the workstation, for the time prediction of daily unit production of chair back assembly in a furniture industry, located in the state of Paraná, Brazil, after the return from a scheduled stoppage, concluding the reliability of the application of the model by the PCP sector of the company in the production planning and the accuracy in the development of the schedule to meet the delivery deadline determined by the customers.

Keywords: Learning Curve, Forgetting Curve, production programming.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelo da Curva de Aprendizagem de Wright	14
Figura 2 – Comparação entre os modelos de curva de aprendizagem potenciais	17
Figura 3 – Comparação entre os modelos de curva de aprendizagem exponenciais e hiperbólicos	19
Figura 4 – Combinação entre a curva de aprendizado e esquecimento	21
Figura 5 – Taxas de aprendizagem de cada operador	29
Figura 6 – Desempenho do operador OP1	30
Figura 7 – Desempenho do operador 1, antes das férias, para semanas sem interrupção	30
Figura 8 – Gráfico obtido para o OP1	34
Figura 9 – Desempenho projetado após paralização	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Levantamento dos tempos individuais	26
Tabela 2 – Fator de esquecimento calculado dos operadores	31
Tabela 3 – Média dos fatores de esquecimento	32
Tabela 4 – Eixos definidos para cada operador	33
Tabela 5 – Inclinação e intercepção da reta para cada operador	34
Tabela 6 – Índices de esquecimento calculados	35
Tabela 7 – Tempo projetado de retorno para o primeiro dia pós pausa	35
Tabela 8 – Tempo pré parada vs tempo projetado	37
Tabela 9 – Tempo projetado de retorno vs tempo real verificado	38
Tabela 10 – MAPE para os tempos projetados	38
Tabela 11 – Projeção para o primeiro dia da segunda semana pós parada	40

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	9
1.1	Objetivos	10
1.1.1	Objetivo Geral	10
1.1.2	Objetivos Específicos	11
1.2	Justificativa	11
2.	REFERENCIAL TEÓRICO	12
2.1	Variações do modelo	15
2.1.1	Modelos potenciais	16
2.1.2	Modelos exponenciais	18
2.1.3	Modelos Hiperbólicos	18
2.2	Esquecimento	19
2.3	Reaprendizagem	21
2.4	Modelo LFRCM	22
3.	METODOLOGIA	25
3.1	Natureza da pesquisa	25
3.2	Tipo de pesquisa	25
3.3	Método de pesquisa	25
3.4	Coleta de dados	26
4.	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE DADOS	29
4.1	Aplicação do modelo LFRCM	29
4.1.1	Levantamento da performance dos operadores	29
4.1.2	Estimativa do Fator de Esquecimento	31
4.1.3	Cálculo da média dos fatores de esquecimentos	32
4.1.4	Projeção dos tempos de retorno	32
4.1.5	Cálculo do tempo previsto para os dias da semana após o esquecimento	35
5.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	37
5.1	Comparação dos tempos projetados com os tempos realizados	37
6.	CONCLUSÃO	41
	REFERÊNCIAS	42

1. INTRODUÇÃO

Em 2020, a indústria de móveis possuía 17,6 mil unidades produtivas em todo o país, com 239,1 mil funcionários e uma produção anual de móveis em geral anual de 391,9 mil peças (IEMI, 2021). Nas últimas décadas, o mercado nacional tem enfrentado uma participação cada vez maior de produtos de fabricação chinesa (IEMI, 2017).

Diante de uma grande competitividade, a indústria moveleira busca estratégias para aumentar a produtividade e aumentar a participação no mercado por meio da qualidade dos produtos ou do uso eficaz dos recursos humanos.

A produtividade de uma empresa está diretamente relacionada à sua eficácia em atingir os objetivos de quantidade, qualidade e tempo, e pode ser amplamente definida como o resultado da relação entre a quantidade de bens produzidos e os recursos (como mão de obra) usados nessa produção. O quociente derivado de tempo, matéria-prima e equipamento representa a medida de produtividade (CAPUL E GARNIER, 1996).

Esse quociente pode medir a qualidade da aplicação do recurso para um determinado resultado, e é usado como parâmetro para medir a conclusão do trabalho. No entanto, esse quociente por si só não esclarece as razões e para isso, é necessário analisar quais fatores afetam a produtividade (CAPUL E GARNIER, 1996).

Os objetos utilizados nesta pesquisa correspondem a diversas condições pessoais, como a experiência adquirida com a repetência, o nível de escolaridade, dentre outros. Diversos estudos têm demonstrado que o trabalho repetitivo aumenta a experiência de trabalho, pois o trabalho repetitivo faz com que os trabalhadores encontrem soluções mais rápidas e econômicas, reduzindo o tempo do processo, o que indica que os trabalhadores passaram pelo processo de aprendizagem. Esse fenômeno pode ser explicado pela curva de aprendizado (ANZANELLO & FOGLIATTO, 2007).

A curva de aprendizado ou *Learning Curve* (LC) conhecida na literatura é amplamente utilizada para estimar custos e produção, tornando-se uma excelente ferramenta para analisar o desempenho do trabalhador e programar a produção, porém existem vários fatores que interferem no ambiente de produção, um deles é o esquecimento após a interrupção da produção. Estudos têm demonstrado que as

interrupções podem fazer com que os trabalhadores se esqueçam e afetem as competências adquiridas antes do intervalo, o que pode levar à queda da produção e ao não cumprimento das metas estabelecidas pelo departamento de planejamento (STROIEKE *et al.*, 2013; BAILEY, 1989).

Vários modelos foram desenvolvidos para apoiar as tarefas de produção planejadas, mas raramente é discutido que os operadores aprendem e esquecem quaisquer paradas durante a execução de pedidos ou lotes de pedidos, sejam voluntários ou não.

Pesquisadores como Chiu (1997), Bailey e McIntery (1997), Nembhard e Uzumeri (2000), Boone *et al.* (2008), Badri *et al.* (2016), procurando incorporar os efeitos da aprendizagem e do esquecimento em suas pesquisas, apontaram que a interrupção da produção de determinado projeto, seja ela voluntária ou não, afetará o desempenho dos trabalhadores e, conseqüentemente, afetará a execução da tarefa.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Com o objetivo de estudar um modelo que apresente maior eficiência no planejamento e programação da produção, este estudo investigou os resultados da aplicação do modelo de curva de aprendizagem-esquecimento-reaprendizagem-LFRCM (FERREIRA, VALMORBIDA, KRELING & OZÓRIO, 2021), que combina aprendizagem e esquecimento no setor de montagem de encosto de cadeira de uma indústria moveleira situada no Paraná, Brasil.

Diante do exposto, esta pesquisa visa demonstrar a aplicação da ferramenta para auxiliar o departamento de PCP (planejamento e controle da produção) na programação de fábrica, utilizando-a como parâmetro para a modelagem da curva de aprendizado, esquecimento e reaprendizagem, e a quantidade de informações de aprendizado retidas pelos trabalhadores antes da interrupção da produção, a partir do momento dessas interrupções, e da reaprendizagem desses operadores no processo de retomada da produção.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Desenvolver uma fundamentação teórica sobre os modelos de curva de aprendizagem, esquecimento e reaprendizagem;
- Coletar dados dos tempos dos trabalhadores antes e após paradas programadas ou não da produção;
- Analisar os resultados obtidos comparando-os com o ocorrido;
- Aplicar o modelo LFRCM e demonstrar como pode auxiliar o setor de PCP na programação da produção.

1.2 Justificativa

As interrupções programadas ou não no processo de fabricação, é um exemplo de cenário que podem impactar em uma eficaz previsão do PCP no atendimento de demandas acordadas com os clientes.

As indústrias buscam métodos e ferramentas para identificar a performance de seus operadores, que possibilitem projetar o tempo necessário para suprir uma determinada demanda, um deles é o estudo da *learning, forgetting e relearning curve*.

Esta pesquisa é um estudo empírico do modelo de *learning e forgetting curve* e justifica-se na contribuição para a programação da produção das empresas, uma vez que ajuda no cumprimento da demanda nos tempos estipulados.

Ademais, a pesquisa colabora para uma melhor percepção para as disciplinas de estudos de tempos e de Planejamento e Controle da Produção, visto que, aplica a teoria com os conhecimentos práticos no processo de produção.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

A curva de aprendizado é um modelo matemático de trabalhadores que realizam atividades físicas repetitivas (TEPLITZ, 1991). Com essas repetições, os operadores precisam de menos tempo para realizar as tarefas, seja por estarem familiarizados com o método de produção, ou por se adaptarem às ferramentas utilizadas ou por encontrarem atalhos para realizá-la. Essas mesmas curvas também podem calcular a redução de custo do produto devido ao cronograma de produção.

A teoria da curva de aprendizado existe desde a década de 1930 e foi proposta em 1936 pelo engenheiro aeronáutico Theodore Wright. O modelo de Wright, também conhecido como "modelo potencial", é pioneiro na pesquisa da curva de aprendizado. Ele foi desenvolvido observando a experiência de montagem de aeronaves durante a Primeira Guerra Mundial; Wright verificou a redução de custos de certas peças produzidas por meio da coleta de dados (ANZANELLO & FOGLIATTO, 2007).

Com base nesses dados, Wright (1936) listou os fatores que afetam as mudanças nos custos de produção e montagem dessas aeronaves. Análises de fatores como o projeto, o tipo de estrutura utilizada, matérias-primas, ferramentas, alterações no projeto, tamanho da aeronave e quantidade de produção para determinar sua influência no custo final do produto.

Segundo Wright (1936), a utilização de ferramentas mais eficientes no processo de soldagem de peças de aeronaves garante um maior lucro para o fabricante, pois gera um preço relativamente baixo quando se considera a fabricação em larga escala. Do ponto de vista estrutural e econômico, outra variante que se torna efetiva na produção em série é o tipo de estrutura monocoque. Essa teoria comprova a relação entre o desempenho do operador na execução da tarefa e o número de repetições, pois o operador realiza e expressa a melhora na produtividade de cada repetição, de forma que pode ser utilizado como ferramenta de previsão das atividades produtivas.

O autor também desenvolveu curvas de produção, vinculando o custo de cada unidade ao número de unidades produzidas e incorporando os fatores de análise acima mencionados nessas curvas. Com base nas fórmulas dessas curvas, Wright (1936) observou o papel das variáveis no comportamento gráfico.

Wright (1936, p. 124) determinou que "a sensibilidade de um determinado tipo de edificação ao uso de ferramentas no processo é importante para o entendimento

da inclinação da curva de produção”. Também determinou que quando o número de peças produzidas aumenta, o custo da matéria-prima é menor, devido a fatores como menor impacto do desperdício, redução do trabalho dos fornecedores e maiores descontos aplicados no processo. O impacto dos materiais utilizados na produção também aumenta com o aumento do número de peças produzidas.

Após analisar a curva de produção, Wright (1936) percebeu que quanto mais os trabalhadores envolvidos na montagem conhecem o processo de fabricação do produto, menos tempo ele necessita para realizar a tarefa. Além disso, quanto mais padronizado o processo de fabricação, menor é a necessidade de contratação de mão de obra qualificada e profissional.

Em sua pesquisa, 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), e concluiu que a curva de aprendizado pode ser determinada pela equação:

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

O qual, T_n é o tempo de fazer a n ésima unidade, T_1 é o tempo de fazer a primeira unidade e x é o número de proporções a fazer.

O percentual de aprendizagem representa uma redução no tempo proporcionada pela tarefa repetitiva, que geralmente varia entre 10% a 20%. No entanto, por convenção, a curva de aprendizado é determinada pela suplementação dessas taxas de declínio. Por exemplo, quando o número de repetições é dobrado, a curva de 85% é reduzida em 15% no tempo. Portanto, em tese, uma curva de 100% não deveria mostrar nenhuma alteração no tempo necessário para realizar uma tarefa específica, mesmo ao aumentar o número de repetições (PEINADO & GRAEML, 2007).

Com base nessas conclusões sobre processos e utilização da mão de obra, Wright (1936) desenvolveu seu modelo da curva de aprendizado para cada trabalhador envolvido no processo, que é conhecido como a base do modelo pioneiro para muitos outros modelos na engenharia.

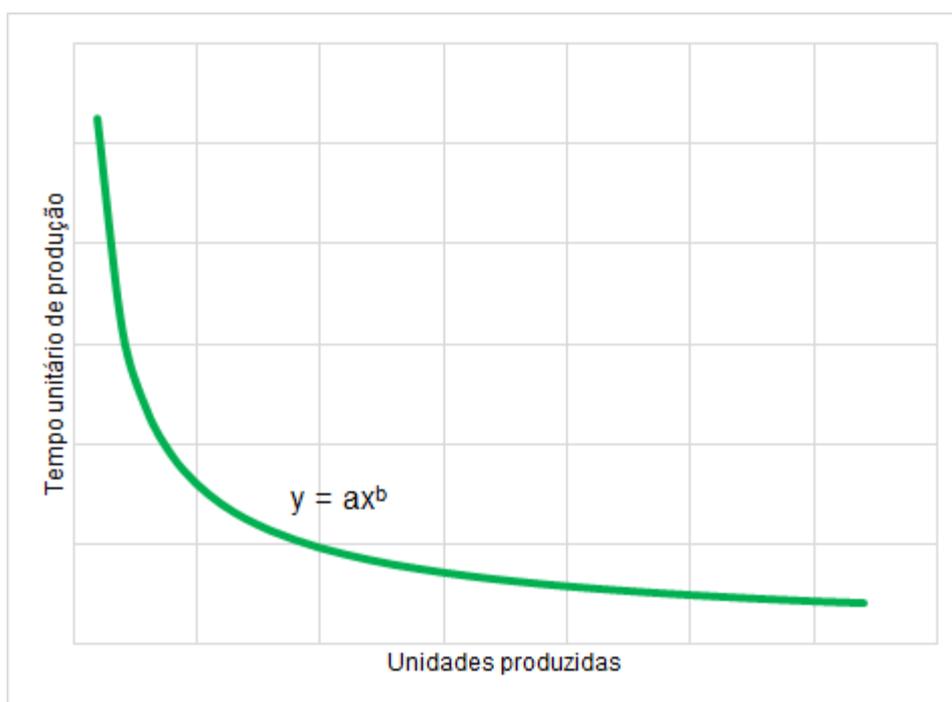
O modelo de curva de aprendizado potencial de Wright (1936, p. 124) pode ser descrito pela seguinte fórmula:

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

A variável T_n representa a unidade de tempo/custo médio necessário para fabricar n unidades, a variável T_1 é a unidade de tempo/custo para fabricar a primeira unidade e o parâmetro b representa a inclinação da curva de aprendizado, e é determinado pela razão entre o logaritmo natural (ln) da porcentagem de aprendizagem e o logaritmo natural de 2 (ln).

Na Figura 1 é apresentado visualmente o aspecto com que esta função é modelada graficamente.

Figura 1 – Modelo da Curva de Aprendizagem de Wright



Fonte: Autoria própria (2022)

Para calcular o tempo total de fabricação de n unidades, é aplicado o modelo de manipulação de Wright. As variáveis neste modelo são as mesmas do modelo Potencial de Wright. (ANZANELLO E FOGLIATO, 2007; FERREIRA, KRELING E OZÓRIO, 2020):

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

Quando o trabalho é quase totalmente manual e quase nenhuma tecnologia é usada para auxiliá-lo, é eficaz usar o modelo de Wright para calcular o tempo necessário para o trabalhador produzir n peças. (ANZANELLO & FOGLIATTO, 2007).

2.1 Variações do modelo

Dentre os modelos desenvolvidos de acordo com Blancett (2002) e Globerson e Gold (1997), a curva de aprendizado de Wright é, sem dúvida, a mais simples, a mais utilizada e a mais conhecida. Portanto, seu modelo matemático é o objeto de pesquisa e análise relacionado aos seus cenários de aplicação e princípios básicos. Esses estudos visam compreender, adaptar e adaptar a outros modelos específicos de contextos e padrões específicos a partir dos modelos desenvolvidos por Wright. (STROIEKE *et al.*, 2013; ZANGWILL & KANTOR, 1998, 2000; WATERWORTH, 2000).

Jaber, Bonney e Guiffrida (2010) apontaram que o modelo potencial de Wright tem uma ampla gama de aplicações, e chegaram a conclusões importantes, esclarecendo que a função do modelo de Wright trouxe melhorias para a cadeia de suprimentos no processo de melhoria contínua, devido ao custo e oferta, os preços relacionados caíram (AZEVEDO & ANZANELLO, 2015; JABER *et al.*, 2010). Saraswat e Gorgone (1990) usaram modelos potenciais para analisar a implementação e avaliação de um grupo de trabalhadores em instalações de software na empresa e em casa. A curva de aprendizado de Wright também foi usada como ferramenta por Chambers e Johnston (2000), que a usaram para uma empresa de transporte aéreo e uma empresa bancária.

Diante de certas áreas, a curva de Wright não atende a certas condições, por isso, ao longo do tempo, outras curvas de aprendizagem são desenvolvidas e elaboradas para se adaptar a esses fundos, ambientes e padrões únicos. Esses modelos podem ser divididos em modelos potenciais, modelos exponenciais e modelos hiperbólicos (STROIEKE *et al.*, 2013). Segundo Anzanello e Fogliatto (2007) e Badiru (1992), o modelo mais adequado é determinado com base no coeficiente de determinação (R^2).

2.1.1 Modelos potenciais

Semelhante ao modelo de curva de aprendizagem proposto por Wright, o modelo Plateau tenta detectar o estado estacionário de aprendizagem, que é o momento em que o processo de aprendizagem atinge seu limite, ou identificar ferramentas (como ferramentas, maquinários e tarefas que interferem na trabalhadores). Neste caso, o tempo de funcionamento não pode ser minimizado e não levará ao desenvolvimento da aprendizagem (BALOFF, 1971; GROSSE *et al.*, 2015; STROIEKE *et al.*, 2013).

$$T_n = C + T_1 n^b \quad (4)$$

O modelo potencial contém a constante C , que descreve o desempenho estável do trabalhador, quando o número de repetições é muito alto, T_n tende para esse valor (YELLE, 1979; TEPLITZ, 1991; STROIEKE *et al.*, 2013).

O modelo Stanford-b da Equação (5) é uma extensão da curva de Wright e tenta compreender e considerar a experiência anterior do trabalhador em uma determinada operação. Esse fator representa um evidente significado de desempenho na relação entre o trabalhador que já realizou tal operação perante aquele que nunca teve familiaridade com a mesma.

$$T_n = T_1(n + B)^b \quad (5)$$

O parâmetro B é então adicionado à Equação (1) para descrever a unidade com referência a esta experiência anterior (TEPLITZ, 1991; BADIRU, 1992; NEMBHARD & UZUMERI, 2000a). O modelo considera que o parâmetro B é maior que zero, o que equivale ao número de ciclos em que ocorre a mesma operação ou similar, o que leva ao conhecimento sobre a operação (GROSSE *et al.*, 2015).

De maneira geral, o modelo de De Jong (1957) tenta incorporar a cooperação de máquinas e tarefas de automação ao modelo potencial, onde a velocidade do processo é afetada pela máquina, de forma que os trabalhadores não possam reduzir esse tempo (NEMBHARD & UZUMERI, 2000a). A curva de De Jong acrescenta que muitas operações possuem um componente incompressível em cada processo, pois não há aprendizado durante a operação da máquina, portanto o desempenho do trabalhador não melhora (GROSSE *et al.*, 2015). Portanto, o modelo se parece com isto, com um fator incompressível adicionado:

$$T_n = T_1(M + (1 - M)n^b) \quad (6)$$

A proporção do tempo de ciclo após várias repetições para o tempo do primeiro ciclo é denotada por M . Compreenda o valor de M , que pode variar de 0 a 1, que representa o momento em que a ferramenta é utilizada para realizar a alocação. Se o valor for $M = 0$, significa que não há interferência ou que a máquina não está sendo utilizada, portanto, se o valor de M for $M = 1$, a tarefa é totalmente realizada pela máquina (BADRI *et al.*, 2016).

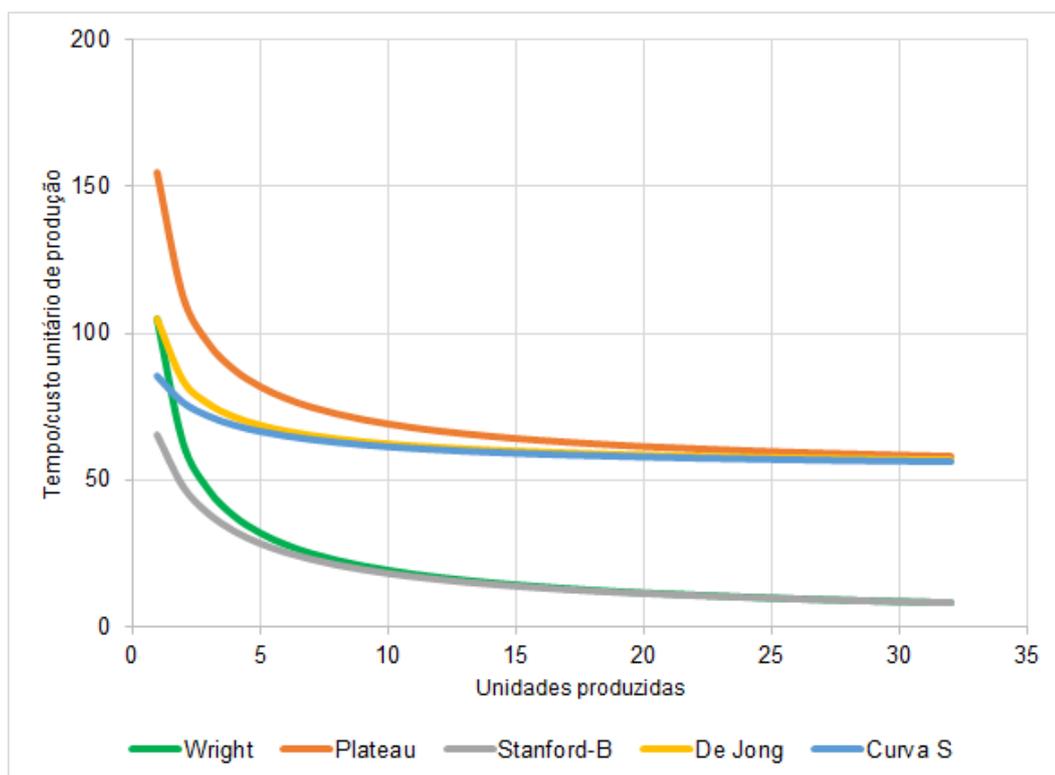
Para vincular os modelos Stanford-b e De Jong, surgiu a curva S, que cobre os parâmetros definidos nesses modelos. A curva S considera o auxílio de máquinas e considera as tarefas de execução mais importantes relacionadas ao aprendizado (AZEVEDO & ANZANELLO, 2015). O modelo da curva S tem a seguinte equação:

$$T_n = T_1(M + (1 - M)(n + B)^b) \quad (7)$$

O nome do modelo é derivado do formato utilizado pela equação no desenho do gráfico (NEMBHARD & UZUMERI, 2000).

Na Figura 2 é possível observar a comparação entre os modelos de curva de aprendizagem de categoria potencial apresentados até então.

Figura 2 – Comparação entre os modelos de curva de aprendizagem potenciais



Fonte: Autoria própria (2022)

2.1.2 Modelos exponenciais

Comparados com os modelos de curva de aprendizagem potencial, os modelos exponenciais têm relativamente mais parâmetros porque consideram mais informações no processo de aprendizagem (GROOSE *et al.*, 2015).

No caso dos modelos exponenciais, vale citar os modelos exponenciais de 2 e 3 parâmetros. Formulado por Mazur e Hastie (1978), um modelo exponencial de 2 parâmetros é dado de acordo com a Equação (8):

$$y = k(1 - e^{-\frac{t}{R}}) \quad (8)$$

Neste modelo, y representa o número de itens produzidos pelo trabalhador no tempo t , o parâmetro k corresponde ao nível de desempenho mais alto a ser alcançado após múltiplas repetições, e R é a taxa de aprendizagem do trabalhador, onde t e R representam o tempo e y em unidades, $t, k \geq 0$ (ANZANELLO & FOGLIATTO, 2007).

$$y = k(1 - e^{-\frac{t+p}{R}}) \quad (9)$$

Adicionando o parâmetro p à Equação (8), Mazur e Hastie (1978) tentaram incluir a experiência anterior dos trabalhadores no modelo, onde p é dado em unidades de tempo e $p \geq 0$ (GROOSE *et al.*, 2015). Segundo Mazur e Hastie (1978), eles explicam que, para dados coletados em situações operacionais de alta complexidade, os resultados obtidos pelo modelo podem ser incertos (STROIEKE *et al.*, 2013).

2.1.3 Modelos Hiperbólicos

Também formulados por Mazur e Hastie (1978), dois modelos hiperbólicos são importantes na literatura, sendo dois e três parâmetros da curva de aprendizagem hiperbólica. O modelo hiperbólico de dois parâmetros é expresso da seguinte forma:

$$y = k\left(\frac{t}{t+R}\right) \quad (10)$$

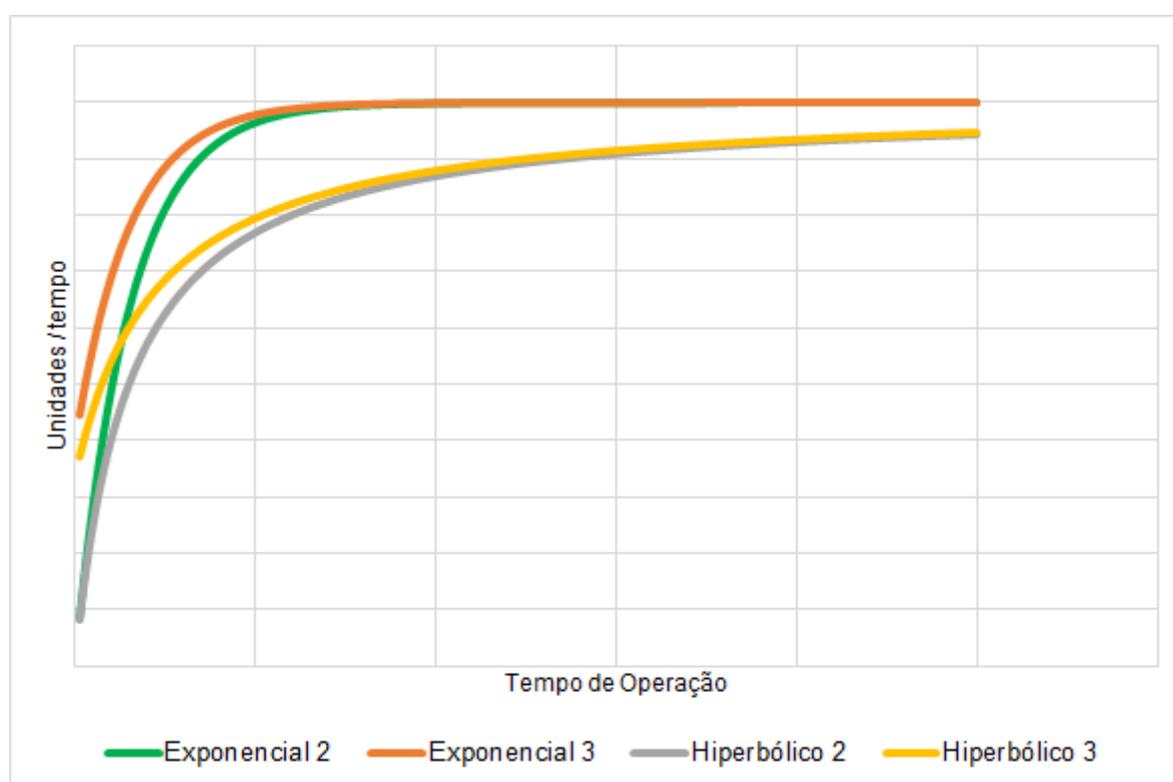
Os parâmetros são semelhantes aos da Equação (8), um modelo exponencial de dois parâmetros, onde y se refere ao número de unidades montadas no tempo e no espaço t , k se refere aos parâmetros do estágio máximo quando o trabalhador

atinge o platô, e R é a taxa de aprendizagem. Mazur e Hastie (1978) também adicionaram um parâmetro p para considerar a experiência anterior dos trabalhadores, formando assim um modelo hiperbólico de três parâmetros.

$$y = k\left(\frac{t + p}{t + p + R}\right) \quad (11)$$

Na Figura 3 é apresentada a comparação entre os modelos de curva de aprendizagem de categoria exponencial e hiperbólica.

Figura 3 – Comparação entre os modelos de curva de aprendizagem exponenciais e hiperbólicos



Fonte: Autoria própria (2022)

2.2 Esquecimento

Ao contrário das pesquisas sobre aprendizagem, a literatura sobre curvas de esquecimento ainda é escassa. No entanto, alguns pesquisadores já estão modelando matematicamente o fator de esquecimento de forma experimental e empírica.

Tal como acontece com a curva de aprendizado, vários estudos foram realizados para explicar o fenômeno do esquecimento. Da mesma forma que o ganho de aprendizado aumenta com o número de repetições, o esquecimento causado pelas

paradas aumenta conforme o tempo de descanso entre essas repetições e a quantidade de aprendizado (BAILEY, 1989).

Ao longo dos anos, para explicar melhor o fenômeno do esquecimento, as pessoas criaram alguns modelos matemáticos. Segundo Jaber (2006), várias são as características que podem interferir no processo de esquecimento dos trabalhadores. Dentre eles, o mais importante é o tempo de interrupção da tarefa.

A redução do conhecimento refere-se à redução na quantidade de conhecimento adquirido, indicando que o conhecimento acumulado, baseado na experiência, quando o processo é interrompido, não pode ser representado com precisão pela produção acumulada pelo trabalhador ao final do processo. O resultado desse tipo de degradação do conhecimento é que as previsões de produtividade precisam modificar a curva de aprendizado para indicar que se houver uma interrupção no processo de produção, a experiência anterior pode não se refletir na produtividade do trabalhador (TEYARACHAKUL, CHAND & WARD, 2011).

Jaber & Bonney (1996) desenvolveram um modelo matemático relacionado ao esquecimento de aprendizagem, denominado Modelo de Curva de Aprendizagem-Esquecimento (LCFM), que é aplicado a sistemas de produção intermitente.

Para Bailey (1989) e Towill (1985), o grau de esquecimento depende da quantidade de aprendizado anterior e da duração da interrupção. Globerson, Levin e Shtub (1989) estudaram a semelhança entre os processos de aprendizagem e esquecimento, e concluíram que eles ocorrem de forma semelhante e que o total esquecido não se limita ao intervalo entre as repetições, mas também inclui outras variáveis da organização. Yelle (1979), com sua pesquisa concluiu que as interrupções provocam um declínio no desempenho do trabalhador.

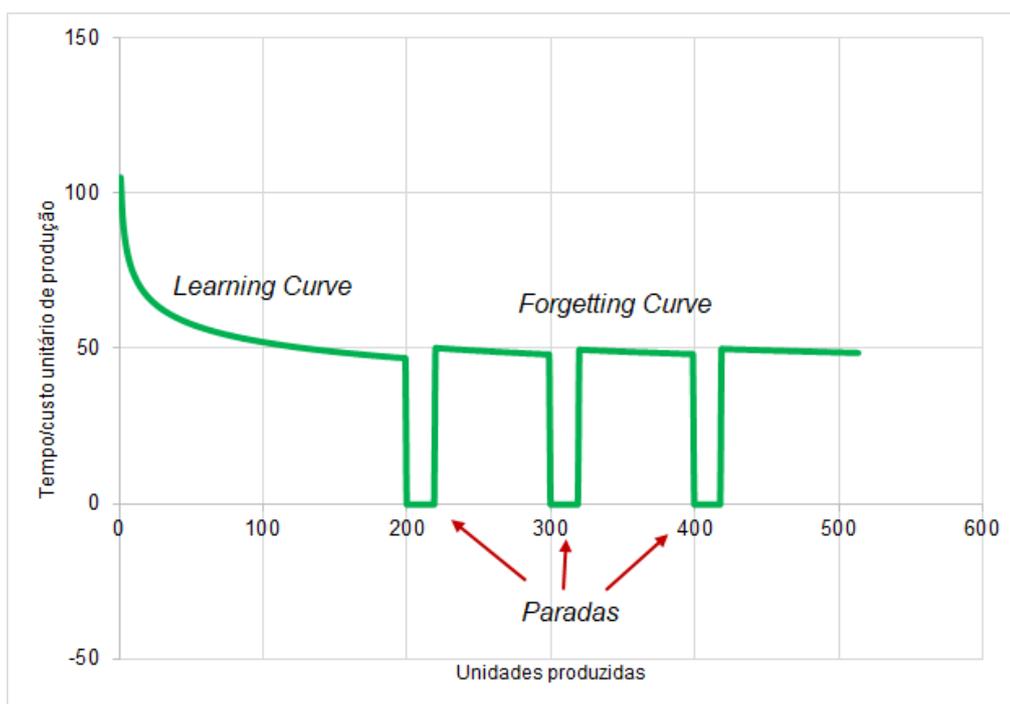
Lindeke (2010) desenvolveu um algoritmo que permite calcular o coeficiente de esquecimento do trabalhador, usando como variáveis o tempo de processamento de um determinado item antes da interrupção da produção e o tempo de fabricação do mesmo item após a retomada da produção. Este modelo pode ser descrito pela equação:

$$Y_{c(n+1)} = Y_{cn} + (1 - F)(Y_n - Y_{cn}) \quad (12)$$

Onde $Y_{c(n+1)}$ é o primeiro tempo após a parada, Y_{cn} é o primeiro tempo antes da parada, F é fator de esquecimento e Y_n é o último tempo anterior à parada.

Para um melhor entendimento do efeito do esquecimento durante a o processo produtivo, a Figura 4 busca representar o impacto do esquecimento no tempo/custo unitário de produção, demonstrando que o trabalhador retrocede em seu tempo de operação devido ao esquecimento durante os períodos de interrupção.

Figura 4 – Combinação entre a curva de aprendizado e esquecimento



Fonte: Autoria própria (2022)

2.3 Reaprendizagem

O desenvolvimento de modelos que reconheçam os efeitos da aprendizagem e do esquecimento tem despertado a necessidade de pesquisadores estudarem o fenômeno da reaprendizagem. Bailey (1997) concluiu por meio de pesquisas que a reaprendizagem é semelhante à aprendizagem e que pode ser usada para estimar a melhora do desempenho do trabalhador, e essa melhora ocorre no processo de reaprender habilidades esquecidas.

O objetivo da reaprendizagem é estimar em quanto o tempo para realizar uma tarefa é reduzido, em que tal tarefa passou por um processo de esquecimento causado por uma interrupção e está sendo reaprendida (BAILEY; MCINTYRE, 1992).

Baley e McIntyre (1992) estudaram cálculos de estimativa de reaprendizagem do trabalhador. Procuraram compreender a curva de reaprendizagem através de

modelos. Concluíram que quanto maior o grau de esquecimento, maior a inclinação da curva de reaprendizagem. Por este motivo, a escolha por modelos alternativos de curva de aprendizagem é crucial.

Globerson *et al.* (1989) Sparks and Yearout (1990) e Shtub *et al.* (1993) defenderam o conceito de que a taxa de reaprendizagem é igual à taxa de aprendizagem primária. Para entender um modelo que possa representar adequadamente a relação entre taxa de aprendizado e taxa de esquecimento, Jaber *et al.* (2003) identificaram algumas características que esses modelos devem considerar, alegando que a taxa de reaprendizagem é igual à taxa de aprendizagem original.

2.4 Modelo LFRCM

Este estudo teve como objetivo utilizar o método LFRCM desenvolvido por Ferreira, Valmorbida e Kreling & Ozório (2021) para calcular o desempenho dos operadores de uma indústria moveleira durante o processo de fabricação e após um período de interrupção devido às férias planejadas.

O método Learning-Forgetting-Relearning Curve Model (LFRCM) é baseado na investigação dos dados de produção dos trabalhadores na fabricação de um item específico e seu tempo de processamento unitário até que ocorra uma interrupção planejada ou não planejada na fabricação do item onde ocorre a interrupção da aprendizagem do operador e inicia-se o esquecimento e posteriormente, quando o processo é retomado, a reaprendizagem (FERREIRA *et al.* 2021).

O modelo LFRCM recorre ao modelo de regressão linear simples, aplicada para cada dia da semana de trabalho. Este modelo é apresentado pela expressão:

$$y = ax + b \quad (13)$$

Com isso, pode-se estimar o desempenho dos trabalhadores durante os períodos em que não há grandes interrupções na produção.

Ferreira *et al.* (2021) enfatiza que as estimativas feitas com os procedimentos acima não são eficientes por grandes intervalos porque não levam em consideração a aprendizagem nula.

Pelo método de Lindeke (2010), equação (12), é calculado o fator de esquecimento para cada dia de parada com referência aos dados disponíveis antes do intervalo de recesso, definindo d a quantidade de dias parados.

O esquecimento para o mesmo número de dias pode ser diferente. Portanto, é preciso calcular a média aritmética desses valores para cada número de dias. Usando o conjunto de dados do esquecimento, os coeficientes do modelo de regressão proposto para calcular o esquecimento podem ser encontrados pela expressão:

$$F(d) = a\sqrt{\ln(d)} + b \quad (14)$$

Em que d é o número de dias parados e a e b são os coeficientes do modelo.

Após o cálculo dos coeficientes a e b referentes a um operador específico, calcula-se o esquecimento durante a interrupção utilizando a equação (14). Logo após, é usado novamente a definição da fórmula de esquecimento (12) para determinar $Y_{c(n+1)}$, que é o desempenho após o retorno das férias.

Após calcular o valor aproximado de $Y_{c(n+1)}$, emprega-se o mesmo modelo calculado na equação (13) com a mesma inclinação a , e é recalculado o coeficiente linear b da reta. Dessa maneira, é possível determinar o desempenho para os dias após a interrupção e, assim, estimar quando um determinado projeto ou lote predeterminado de produtos estará concluído.

O seguinte algoritmo, elaborado por Ferreira *et al.* (2021) sintetiza os métodos usados no modelo LFRCM e as etapas para obter-se as estimativas de desempenho após um recesso de produção. O objetivo é calcular a quantidade de dias precisos para cumprir a meta de produção estabelecida pela diretoria após as férias dos trabalhadores.

Passo 1. Calcular o esquecimento (em média) para cada quantidade de dias parados.

Passo 2. Usar o modelo Eq. (14) para estimar o esquecimento após as férias via regressão linear

Passo 3. Calcular ajuste linear (13) para cada dia das semanas cheias anteriores as férias.

Passo 4. Usando o mesmo coeficiente angular das retas do passo anterior e a performance estimada no passo 3, calcular os coeficientes lineares dos ajustes para as estimativas pós-férias.

Passo 5. Usar os modelos para cada dia da semana (recalculados para depois das férias neste passo 5 para estimar a performance diária após as férias).

(FERREIRA, VALMORBIDA, KRELING & OZÓRIO, 2021, p.11)

Este modelo permite a predição do tempo de fabricação de um item por um trabalhador, após as interrupções no processo de fabricação, ao estimar a aprendizagem pelo modelo de Wright (1936), o esquecimento pelo modelo de Lindeke (2010) e taxa de reaprendizagem pelo método de Ferreira, Valmorbida, Kreling & Ozório (2021).

3. METODOLOGIA

3.1 Natureza da pesquisa

Quanto à natureza da pesquisa é quanti-qualitativa, pois será feito um levantamento de dados para interpretação da eficiência do método LFRM em relação ao tempo realizado.

Para Martins (2012, p. 47) a característica mais marcante da abordagem quantitativa é a capacidade de mensurar as variáveis de pesquisa, ou seja, ser possível medir, quantificar e expressar em números aquilo que se está tratando através, por exemplo, da linguagem matemática.

Para reforçar a natureza desta pesquisa, Martins (2012, p. 52) disserta salientando que a abordagem qualitativa parte do princípio de realizar observações e coletar evidências, levando-se em consideração a realidade subjetiva dos indivíduos envolvidos na pesquisa, isto é, que essa realidade subjetiva não pode ser representada em números.

3.2 Tipo de pesquisa

Quanto aos objetivos da pesquisa é exploratória, pois busca auxiliar e colaborar na descoberta de novos tipos de abordagem e estudos para o tema da LC/FC. Conforme Gehardt e Silveira (2009, p. 35), a pesquisa exploratória "tem como objetivo proporcionar maior familiaridade com o problema, com vistas a torná-lo mais explícito ou a construir hipóteses." Esse modelo de pesquisa, segundo Piovesan e Temporini (2005, p. 321), "é o estudo preliminar realizado com a finalidade de melhor adequar o instrumento de medida à realidade que se pretende conhecer".

3.3 Método de pesquisa

Quanto ao método de pesquisa adotado é o teórico/conceitual devido à abordagem da literatura e modelagens conceituais e aplicação delas na prática. Para Nakano (2012, p. 67) o método de pesquisa teórico/conceitual envolve "discussões conceituais a partir da literatura, revisões bibliográficas e modelagens conceituais".

3.4 Coleta de dados

O presente estudo apresenta dados coletados de 5 operadores (OP1, OP2, OP3, OP4 e OP5), os quais trabalhavam em uma indústria moveleira instalada na cidade de Arapongas, Paraná, Brasil. A base de dados é constituída pela tomada de tempo dentro do setor de montagem de encosto de cadeiras, por operador. O período levantado foi de 113 dias, vale salientar que destes 113 dias, 78 são de trabalho efetivo. É importante esclarecer que os valores apontados representam a média do tempo individual por dia em minutos. A Tabela 1 apresenta os dados considerados:

Tabela 1 – Levantamento dos tempos individuais

Dias trabalhados	Dia do mês	Dia da semana	Tempo Unitário (minutos)				
			Operador 1	Operador 2	Operador 3	Operador 4	Operador 5
1	1	SEX	3,037975	3,137255	3,356643	2,526316	2,580645
2	3	SEG	3,057325	3,137255	3,404255	2,553191	2,594595
3	4	TER	2,962963	3,137255	3,404255	2,553191	2,566845
4	5	QUA	2,944785	3,096774	3,380282	2,539683	2,566845
5	6	QUI	2,944785	3,096774	3,380282	2,526316	2,566845
6	7	SEX	2,926829	3,076923	3,380282	2,526316	2,566845
7	10	SEG	3,057325	3,265306	3,428571	2,539683	2,580645
8	11	TER	3	3,157895	3,380282	2,526316	2,580645
9	12	QUA	2,944785	3,157895	3,380282	2,461538	2,566845
10	13	QUI	2,891566	3,137255	3,380282	2,461538	2,566845
11	14	SEX	2,891566	3,137255	3,380282	2,461538	2,566845
12	17	SEG	3,018868	3,287671	3,428571	2,474227	2,580645
13	18	TER	2,926829	3,221477	3,380282	2,474227	2,566845
14	19	QUA	2,874251	3,137255	3,356643	2,487047	2,553191
15	20	QUI	2,874251	3,116883	3,356643	2,474227	2,566845
16	21	SEX	2,823529	3,057325	3,356643	2,474227	2,566845
17	24	SEG	2,944785	3,243243	3,404255	2,487047	2,566845
18	25	TER	2,891566	3,116883	3,356643	2,474227	2,566845
19	26	QUA	2,891566	3,076923	3,356643	2,461538	2,553191
20	27	QUI	2,790698	3,018868	3,356643	2,461538	2,553191
21	28	SEX	2,790698	3,018868	3,356643	2,461538	2,553191
22	1	SEG	2,909091	3,221477	3,380282	2,461538	2,553191
23	2	TER	2,823529	3,137255	3,333333	2,474227	2,580645
24	3	QUA	2,823529	3,096774	3,356643	2,474227	2,566845
25	4	QUI	2,742857	3,096774	3,310345	2,461538	2,566845
26	5	SEX	2,727273	3,037975	3,310345	2,461538	2,566845
27	8	SEG	2,874251	3,221477	3,380282	2,461538	2,580645

Dias trabalhados	Dia do mês	Dia da semana	Tempo Unitário (minutos)				
			Operador 1	Operador 2	Operador 3	Operador 4	Operador 5
28	9	TER	2,823529	3,096774	3,310345	2,461538	2,553191
29	10	QUA	2,758621	3,057325	3,310345	2,461538	2,553191
30	11	QUI	2,727273	3,018868	3,310345	2,461538	2,553191
31	15	SEG	2,891566	3,178808	3,356643	2,461538	2,553191
32	16	TER	2,790698	3,116883	3,310345	2,461538	2,553191
33	17	QUA	2,727273	3,037975	3,287671	2,461538	2,553191
34	18	QUI	2,696629	3,018868	3,287671	2,461538	2,553191
35	19	SEX	2,696629	2,981366	3,287671	2,461538	2,553191
36	22	SEG	2,926829	3,265306	3,356643	2,461538	2,553191
37	23	TER	2,823529	3,178808	3,310345	2,448980	2,553191
38	24	QUA	2,727273	3,076923	3,287671	2,461538	2,539683
39	25	QUI	2,666667	3,018868	3,287671	2,461538	2,539683
40	26	SEX	2,651934	2,981366	3,265306	2,461538	2,526316
41	29	SEG	2,758621	3,157895	3,310345	2,461538	2,526316
42	30	TER	2,681564	3,116883	3,265306	2,461538	2,526316
43	31	QUA	2,637363	3,076923	3,265306	2,461538	2,526316
44	1	QUI	2,637363	2,962963	3,265306	2,474227	2,553191
45	5	SEG	2,790698	3,137255	3,310345	2,461538	2,539683
46	6	TER	2,727273	3,096774	3,287671	2,461538	2,539683
47	7	QUA	2,666667	3,096774	3,243243	2,474227	2,526316
48	8	QUI	2,622951	3,037975	3,243243	2,461538	2,526316
49	9	SEX	2,608696	2,981366	3,243243	2,461538	2,526316
50	12	SEG	2,711864	3,157895	3,287671	2,461538	2,526316
51	13	TER	2,651934	3,057325	3,265306	2,474227	2,526316
52	14	QUA	2,608696	3,057325	3,243243	2,474227	2,526316
53	16	SEX	2,651934	3,057325	3,243243	2,461538	2,526316
54	19	SEG	2,758621	3,243243	3,287671	2,461538	2,526316
55	20	TER	2,651934	3,178808	3,243243	2,461538	2,526316
56	21	QUA	2,608696	3,116883	3,243243	2,461538	2,526316
57	22	QUI	2,608696	3,057325	3,243243	2,461538	2,526316
58	23	SEX	2,608696	3,018868	3,221477	2,461538	2,526316
59	26	SEG	2,711864	3,178808	3,265306	2,461538	2,526316
60	27	TER	2,666667	3,137255	3,243243	2,461538	2,526316
61	28	QUA	2,608696	3,037975	3,265306	2,461538	2,526316
62	29	QUI	2,608696	3,018868	3,243243	2,461538	2,526316
63	30	SEX	2,580645	3,018868	3,243243	2,461538	2,526316
64	3	SEG	2,681564	3,137255	3,287671	2,474227	2,553191
65	4	TER	2,637363	3,057325	3,243243	2,461538	2,553191
66	5	QUA	2,594595	3	3,221477	2,461538	2,553191
67	6	QUI	2,594595	3	3,221477	2,461538	2,553191
68	7	SEX	2,553191	3	3,221477	2,461538	2,526316
69	10	SEG	2,651934	3,178808	3,287671	2,461538	2,526316

Dias trabalhados	Dia do mês	Dia da semana	Tempo Unitário (minutos)				
			Operador 1	Operador 2	Operador 3	Operador 4	Operador 5
70	11	TER	2,622951	3,116883	3,221477	2,461538	2,526316
71	12	QUA	2,594595	3,057325	3,221477	2,461538	2,526316
72	13	QUI	2,539683	3	3,221477	2,461538	2,526316
73	14	SEX	2,526316	3	3,221477	2,461538	2,526316
74	17	SEG	2,637363	3,178808	3,265306	2,461538	2,526316
75	18	TER	2,608696	3,018868	3,265306	2,461538	2,526316
76	19	QUA	2,608696	3	3,2	2,461538	2,526316
77	20	QUI	2,608696	3	3,137255	2,461538	2,526316
78	21	SEX	2,608696	2,981366	3,096774	2,461538	2,526316

Fonte: Autoria própria (2022)

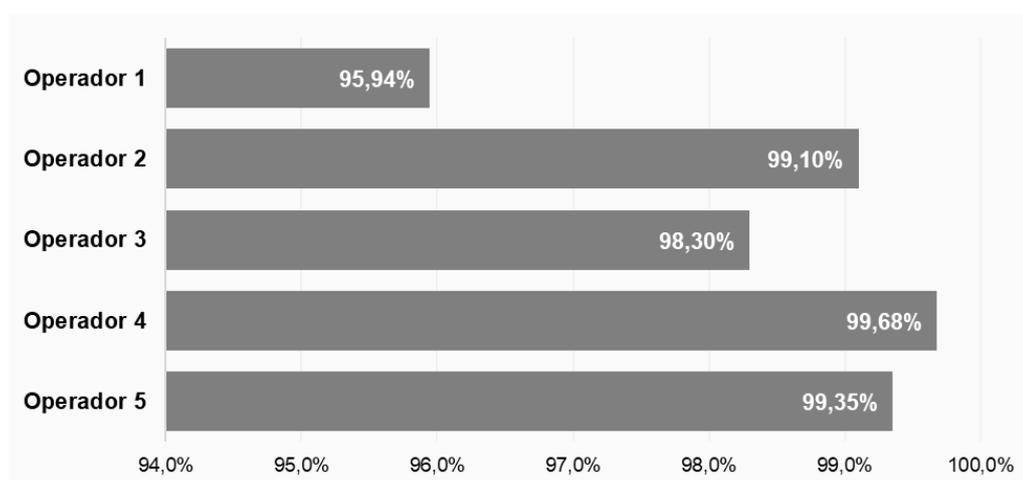
Com os tempos unitários em mãos, foi identificada a taxa de aprendizado e esquecimento individual sofrido por consequência das interrupções ocorridas durante o período avaliado, podendo ser fins de semana ou feriados. Em seguida, o método LFRM (FERREIRA *et al.*, 2021) foi utilizado para prever o tempo unitário de montagem de cadeira no primeiro dia de retorno dos operadores após 16 dias de afastamento coletivo devido a férias. Este tempo projetado foi posteriormente equiparado ao tempo individual efetivo realizado pelos operadores após o recesso com o intuito de avaliar a acurácia da previsão do tempo através do método LFRM.

Para esta comparação, foi utilizado o MAPE (*Mean Absolute Percentage Error/ Erro Percentual Absoluto Médio*) e o MAE (*Mean Absolute Error/ Erro Médio Absoluto*) a fim de avaliar a assertividade do modelo. Nesta avaliação, o erro é avaliado em porcentagem de tal forma que quanto mais próximo de 0, é garantido maior o acerto da estimativa.

4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE DADOS

Para constatar o estado de experiência dos trabalhadores no posto de trabalho, verificou-se a aprendizagem e esquecimento dos 5 operadores – Operador 1 (OP1), Operador 2 (OP2), Operador 3 (OP3), Operador 4 (OP4) e Operador 5 (OP5) – do centro de trabalho através dos modelos de Wright (1936) e Lindeke (2010). É importante destacar que os três operadores OP1, OP2 e OP3 eram recém-contratados e os outros dois operadores OP4 e OP5 eram mais experientes em suas funções.

Figura 5 – Taxas de aprendizagem de cada operador



Fonte: Autoria própria (2022)

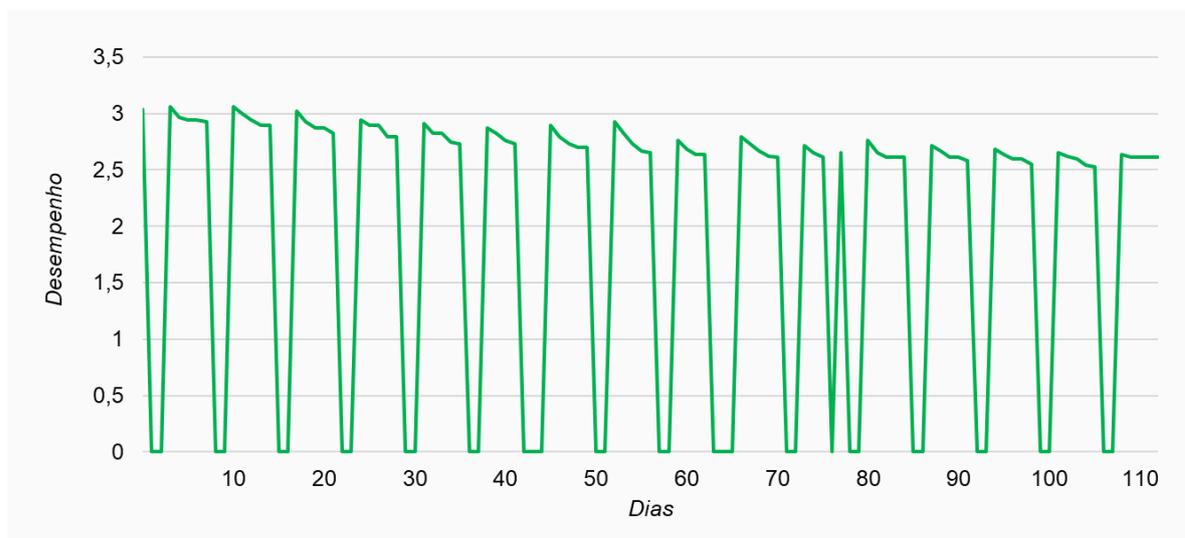
Observa-se que as taxas de aprendizagem dos operadores estão acima de 96%, existindo assim pouco espaço para a aprendizagem.

4.1 Aplicação do modelo LFRCM

4.1.1 Levantamento da performance dos operadores

Conforme mostrado na Figura 6, o desempenho de cada um dos operadores foi levantado por dia da semana. Os dados foram levantados na produção em relação aos dias úteis do operador durante o período de análise (a performance é medida em minutos).

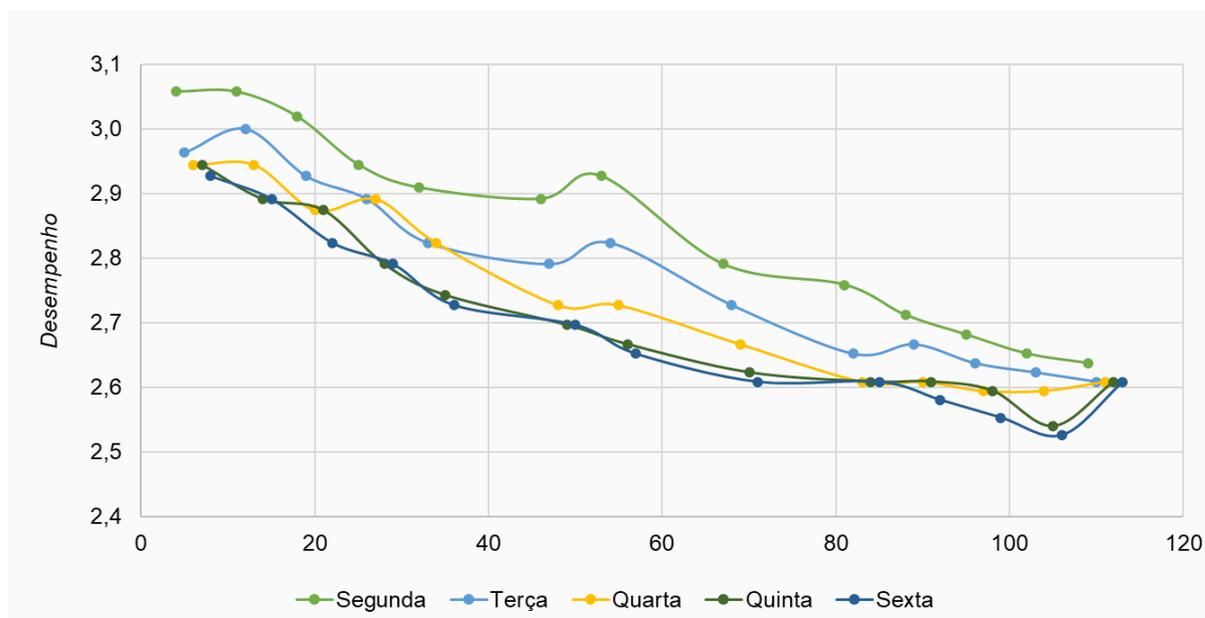
Figura 6 – Desempenho do operador OP1



Fonte: Autoria própria (2022)

Pode-se observar que o desempenho do Operador 1 melhorou ao passar das semanas, ou seja, o tempo de montagem do encosto da cadeira (em minutos) tornou-se menor conforme o operador passava pelo mesmo processo de montagem. Os pontos nulos (zero) no eixo das abscissas correspondem aos dias que não houveram produção e podem ser retratar fins de semana ou folga.

Figura 7 – Desempenho do operador 1, antes das férias, para semanas sem interrupção



Fonte: Autoria própria (2022)

Como pode ser visto na Figura 7, o aprendizado ocorre ao longo das semanas, porém, observa-se o efeito do esquecimento após o final de semana, o tempo (em minutos) é maior toda segunda-feira acerca da sexta-feira da semana anterior.

4.1.2 Estimativa do Fator de Esquecimento

Em seguida, aplicou-se o modelo de Lindeke (Equação (12)) para calcular o Fator de Esquecimento (Tabela 2) para todas as interrupções que ocorreram com todos os operadores (fins de semana e feriados) durante suas atividades avaliadas no posto de trabalho, como mostrado abaixo, usando o Operador 1 de modelo:

Cálculo do Fator de Esquecimento para o intervalo de 2 dias que ocorreu durante o levantamento:

$$Y_{c,n+1} = Y_{c,n} + (1 - F)(Y_{f,n} - Y_{c,n})$$

$$F = 1 - \frac{Y_{c,n+1} - Y_{c,n}}{Y_{f,n} - Y_{c,n}}$$

$$F = 1 - \frac{3,0188679245283 - 3,05732484076433}{2,8915662650602 - 3,05732484076433}$$

$$F = 0,76799441$$

Na Tabela 2, para cada intervalo sem produção que ocorreu durante o período analisado, de um, dois e três dias, são listados os Fatores de Esquecimento para todos os operadores.

Tabela 2 – Fator de esquecimento calculado dos operadores

Dias parados	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
2	0	0	0	0	0
2	1	3,12245	2,01429	0,49735	0,49731
2	0,76799	1,17466	1	0,16237	1
2	0,62075	0,80713	0,66194	0	0
2	0,76835	0,90299	0,49648	0	0
2	0,80838	1	1	0	0
3	1,11780	0,78940	0,66200	0	0
2	1,18089	1,43810	1	0	0
2	0,38810	0,62171	0,49310	0	0
3	1,26453	0,89412	1	1	0,50265

Dias parados	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
2	0,56685	1,13240	0,66210	0	0
1	0,41910	0	0	1	0
2	0	0	0	0	0
2	0,68814	0,71282	0,66213	0	0
2	0,76909	0,74020	2,01370	0	0
2	0,76918	1,30274	1	0	0
2	0,88400	1	0,66213	0	0

Fonte: Autoria própria (2022)

4.1.3 Cálculo da média dos fatores de esquecimentos

Conforme a sucessão de parada de todos os operadores durante 1 dia, 2 dias e 3 dias, é calculada a média aritmética do fator de esquecimento dos dias parados, as pausas de 1 dia foi verificada 1 vez, as de 2 dias foram verificadas quatorze vezes e as de 3 dias foram verificadas duas vezes. As médias são apresentadas conforme mostrado na Tabela 3.

Tabela 3 – Média dos fatores de esquecimento

Dias parados	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
1	0,41910	0	0	1	0
2	0,65798	0,99680	0,83328	0,04712	0,10695
3	1,19117	0,84176	0,83100	0,5	0,25132

Fonte: Autoria própria (2022)

4.1.4 Projeção dos tempos de retorno

Caso durante o processo não ocorressem interrupções, a performance final para qualquer operador poderia ser determinada usando os modelos de *Learning Curve* aplicáveis. Todavia, em razão das paralisações na produção devido a folgas, férias e afins, o esquecimento decorrente destes intervalos precisa ser considerado no estudo, bem como o aprendizado de cada trabalhador.

O modelo de regressão de esquecimento (Equação (14)) foi empregue a cada um dos valores dos intervalos de interrupção avaliados (1, 2 e 3 dias) para calcular o tempo de retorno (em minutos). Para o Operador 1, o processo de cálculo é o seguinte:

$$F(d) = a\sqrt{\ln(d)} + b$$

$$F(1) = \sqrt{\ln(1)} = 0$$

$$F(2) = \sqrt{\ln(2)} = 0,83255$$

$$F(3) = \sqrt{\ln(3)} = 1,04815$$

Utilizando a base de dados de esquecimento ditado pelos valores médios dos fatores de esquecimento mostrados na Tabela 3 e os resultados obtidos pelo modelo de regressão, uma linha reta (Equação (13)) pode ser estabelecida a partir desses pontos a fim de obter uma expressão matemática para ela. Assume-se, para o eixo x , os valores encontrados pelo modelo de regressão e, para o eixo y , as médias dos fatores estabelecidos na Tabela 3. Na Tabela 4 é exibido os pontos estimados para cada eixo x e y para cada operador para obter a equação da reta.

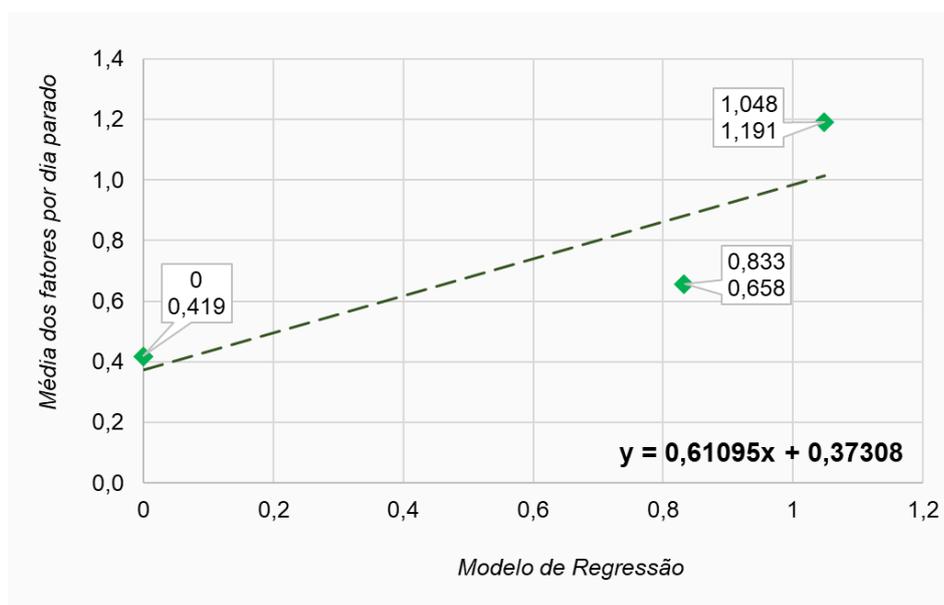
Tabela 4 – Eixos definidos para cada operador

	OP1		OP2		OP3		OP4		OP5	
Dias parados	Eixo X (Eq. 14)	Eixo Y (\bar{x} fatores)	Eixo X (Eq. 14)	Eixo Y (\bar{x} fatores)	Eixo X (Eq. 14)	Eixo Y (\bar{x} fatores)	Eixo X (Eq. 14)	Eixo Y (\bar{x} fatores)	Eixo X (Eq. 14)	Eixo Y (\bar{x} fatores)
1	0	0,41910	0	0	0	0	0	1	0	0
2	0,83255	0,65798	0,83255	0,99680	0,83255	0,83328	0,83255	0,04712	0,83255	0,10695
3	1,04815	1,19117	1,04815	0,84176	1,04815	0,83100	1,04815	0,50000	1,04815	0,25132

Fonte: Autoria própria (2022)

Tomando OP1 como modelo, a inclinação obtida é de 0,61095 e a interceptação é de 0,373078, conforme mostrado na Figura 8.

Figura 8 – Gráfico obtido para o OP1



Fonte: Autoria própria (2022)

Para cada trabalhador, na Tabela 5, estão os valores de inclinação e intercepção calculados no posto de trabalho.

Tabela 5 – Inclinação e intercepção da reta para cada operador

	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
Inclinação (a)	0,61095	0,91324	0,85096	-0,66355	0,20867
Intercepção (b)	0,37308	0,04034	0,02129	0,93169	-0,01139

Fonte: Autoria própria (2022)

Posteriormente, a equação (14) é novamente utilizada. Agora, a inclinação e a intercepção da reta encontradas assumem as variáveis da equação para que a taxa de esquecimento de 16 dias de interrupção seja identificada. O cálculo realizado para o Operador 1 é apresentado abaixo:

$$F(d) = a\sqrt{\ln(d)} + b$$

$$F(16) = 0,61095\sqrt{\ln(16)} + 0,37308$$

$$F(16) = 1,39038$$

Na Tabela 6 são apresentados os índices encontrados para todos os operadores.

Tabela 6 – Índices de esquecimento calculados

	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
Índice	1,39038	1,56099	1,43823	-0,17319	0,33607

Fonte: Autoria própria (2022)

A equação (12) foi utilizada para determinar o tempo de retorno (em minutos), que faz uso do tempo de processo da segunda-feira da última semana de trabalho antes da parada, o valor do último dia de trabalho antes da interrupção, sendo uma sexta-feira no período analisado, e a taxa de esquecimento calculado.

O tempo de retorno estimado para o primeiro dia após a parada, em minutos, para o Operador 1, é cerca de 2,64855 conforme o cálculo desenvolvido a seguir:

$$Y_{c,n+1} = Y_{c,n} + (1 - F)(Y_{f,n} - Y_{c,n})$$

$$Y_{c,n+1} = 2,63736 + (1 - 1,39038)(2,60870 - 2,63736)$$

$$Y_{c,n+1} = 2,64855$$

Tabela 7 – Tempo projetado de retorno para o primeiro dia pós pausa

	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
Tempo em minutos	2,64855	3,28957	3,33916	2,46154	2,52632

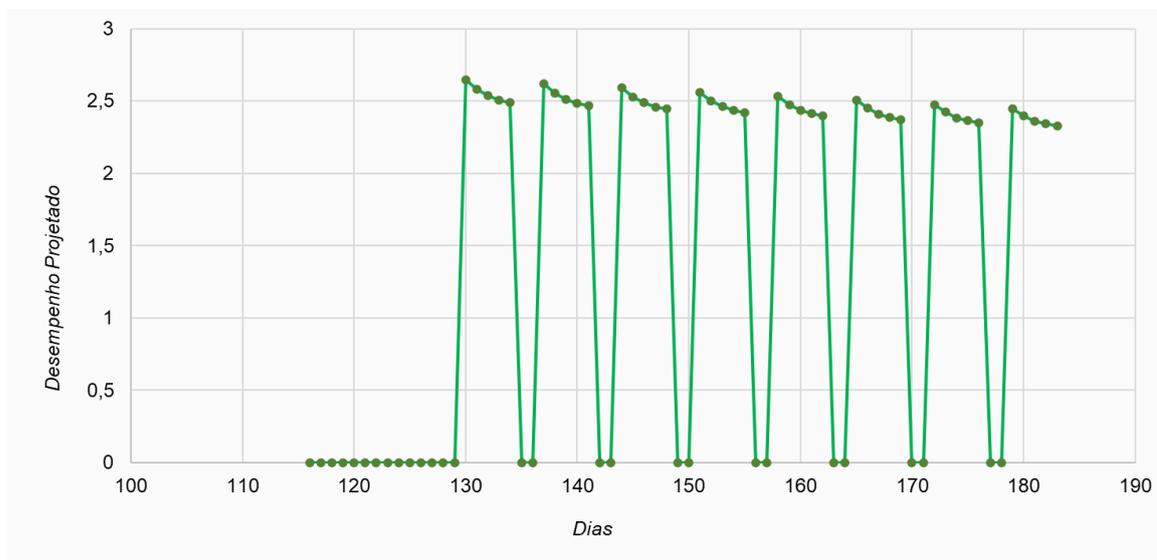
Fonte: Autoria própria (2022)

4.1.5 Cálculo do tempo previsto para os dias da semana após o esquecimento

Para determinar o desempenho dos trabalhadores nos dias seguintes ao intervalo de 16 dias de parada de férias e para estimar o tempo para completar um lote, é calculada a aproximação de $Y_{c,n+1}$, para isso, o mesmo modelo calculado na Equação (13) é aplicado usando o mesmo coeficiente linear b , e os coeficientes angulares a da reta são recalculados. O resultado obtido pode ser observado na Figura 9 para o Operador 1. No caso em estudo, o regresso do período de férias

acontece na segunda-feira. O desempenho dos dias seguintes da primeira semana é estimado pela média aritmética com base na diferença entre os ajustes feitos na Equação (13).

Figura 9 – Desempenho projetado após paralização



Fonte: Autoria própria (2022)

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Comparação dos tempos projetados com os tempos realizados

Em suma, o fator de esquecimento de todos os operadores no centro de trabalho foi determinado pelo modelo de Lindeke (2010) e mediante o método descrito pelo modelo LFRCM o desempenho dos trabalhadores foi calculado, desta forma o tempo de retorno dos trabalhadores foi previsto. A Tabela 8 apresenta a comparação entre o tempo de processo do último dia antes das férias com o tempo projetado através do modelo LFRCM. Pode-se notar que os operadores OP1, OP2 e OP3, que eram novatos no posto de trabalho, foram mais impactados pelo esquecimento causado durante o período de parada de fábrica, em contrapartida, os outros dois operadores, OP4 e OP5, que eram mais experientes, não demonstraram esquecimento, conforme a aplicação do método, obtendo o mesmo tempo para o último dia pré-parada e para o primeiro dia pós-parada projetado.

Tabela 8 – Tempo pré parada vs tempo projetado

	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
Último tempo pré parada (min.)	2,60870	2,98137	3,09677	2,46154	2,52632
Tempo de retorno projetado (min.)	2,64855	3,28957	3,33916	2,46154	2,52632

Fonte: Autoria própria (2022)

A Tabela 9 exhibe o tempo de retorno projetado e o tempo real de montagem do primeiro dia após o retorno para todos os operadores.

Tabela 9 – Tempo projetado de retorno vs tempo real verificado

	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
Tempo de retorno projetado (min.)	2,64855	3,28957	3,33916	2,46154	2,52632
Tempo de retorno ocorrido (min.)	2,51765	3,26989	3,31874	2,44243	2,66876

Fonte: Autoria própria (2022)

O erro percentual da assertividade dos tempos calculados foi estimado pela métrica de acurácia de estimativa MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), esta medida leva em conta que seu resultado quanto mais próximo de 0, maior a exatidão do cálculo. Para a primeira semana após os 16 dias de interrupção, os resultados para os cinco operadores são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10– MAPE para os tempos projetados

Operador		Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
OP1	Real	2,51765	2,50878	2,50648	2,49759	2,49621
	Projetado	2,648554	2,579028	2,539136	2,506472	2,491389
	<i>% Erro abs.</i>	<i>5,20%</i>	<i>2,80%</i>	<i>1,30%</i>	<i>0,36%</i>	<i>0,19%</i>
OP2	Real	3,26989	3,26578	3,26314	3,26178	3,26114
	Projetado	3,28957	3,214118	3,161588	3,133048	3,107901
	<i>% Erro abs.</i>	<i>0,60%</i>	<i>1,58%</i>	<i>3,11%</i>	<i>3,95%</i>	<i>4,70%</i>
OP3	Real	3,31874	3,31768	3,31401	3,30987	3,30537
	Projetado	3,339163	3,301969	3,288193	3,278107	3,271599
	<i>% Erro abs.</i>	<i>0,62%</i>	<i>0,47%</i>	<i>0,78%</i>	<i>0,96%</i>	<i>1,02%</i>
OP4	Real	2,44243	2,44132	2,44032	2,43987	2,43241
	Projetado	2,461538	2,458558	2,454488	2,450522	2,450522

Operador		Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
	% Erro abs.	0,78%	0,71%	0,58%	0,44%	0,74%
OP5	Real	2,66876	2,61989	2,55768	2,52987	2,50765
	Projetado	2,526316	2,525231	2,51894	2,519991	2,516895
	% Erro abs.	5,34%	3,61%	1,51%	0,39%	0,37%

Fonte: Autoria própria (2022)

Conforme os resultados dos erros apresentados na tabela acima, pode-se observar que dentre todos os valores, o de maior valor é referente ao erro calculado entre o tempo projetado e o ocorrido na segunda-feira do operador 5, apontando o valor de 5,34%. Esta diferença corresponde à 0,142444 minutos, sendo equivalente a cerca de 8,5 segundos. De maneira análoga, faz-se a análise para o erro de menor valor, tem-se, portanto, 0,19% de erro percentual para a previsão do tempo de montagem do operador 1 referente à sexta-feira, correspondendo à uma variação de 0,004821 minutos ou 0,3 segundos, não causando impacto significativo para a programação da produção.

A média dos erros percentuais absolutos dos ajustes para a primeira semana após a folga de 16 dias para os cinco operadores é de cerca de 1,68%, o que comprova a eficiência do método e a equivalência do tempo que ele prevê para com o realizado, apresentando em torno de 2,56 segundos como erro médio absoluto.

Visto que pôde-se estimar o com certa exatidão o primeiro tempo de montagem após as aproximadamente 2 semanas de interrupção, o mesmo método foi empregue para prever o tempo de processo para o primeiro dia da segunda semana após o retorno, ou seja, considerando o esquecimento do final de semana entre a sexta-feira da primeira semana e a segunda-feira da segunda semana pós parada. Desta forma, nota-se a possibilidade da aplicação do método para projetar tempos de retorno após qualquer outro intervalo definido pelo setor de programação da produção ou eventuais interrupções.

Tabela 11– Projeção para o primeiro dia da segunda semana pós parada

	OP1	OP2	OP3	OP4	OP5
Real	2,51385	3,27045	3,31007	2,44192	2,59875
Projetado	2,61981	3,28534	3,32768	2,45756	2,5223
Erro abs.	0,10596	0,01489	0,01761	0,01564	0,07645
% Erro abs.	4,22%	0,46%	0,53%	0,64%	2,94%

Fonte: Autoria própria (2022)

Isso pode ser observado tanto para o tempo real quanto para o tempo estimado. Além disso, uma análise do erro valida que o modelo LRFCM é capaz de incluir períodos de interrupção em suas previsões, como finais de semana entre a primeira e a segunda semana após o desligamento. dados projetados. O erro percentual absoluto médio neste caso é de 1,76% e o erro absoluto médio é de cerca de 2,68 segundos considerando os 5 operadores.

Comparando os valores apresentados na Tabela 11 com os dados do operador 1 para a sexta-feira na Tabela 10, nota-se que o efeito do esquecimento é mantido, pois o tempo de montagem sofre um aumento. Vale ressaltar que este efeito é verificado também para o tempo real de montagem. Portanto, constata-se que o modelo LRFCM, tem eficácia para considerar intervalos de interrupção no entre as previsões, como fins de semana entre os períodos analisados. O MAPE neste caso é de 1,76% e o erro médio absoluto é de cerca de 2,77 segundos.

6. CONCLUSÃO

Este estudo utiliza o modelo LCFRM para estimar o tempo unitário médio por dia para montagem de encosto de cadeira em uma indústria moveleira após um intervalo programado de 16 dias de afastamento coletivo de 5 operadores com performances individuais diferentes.

A aplicabilidade do modelo LFRCM é comprovada a partir dos resultados apresentados nesta pesquisa, a fim de auxiliar o departamento de Planejamento e Controle da Produção das indústrias essencialmente na estimativa do tempo necessário de realização da tarefa para a preparação de um ou mais lotes de fabricação, seja produzido individualmente por operador ou podendo ser expandido para todo o setor, de maneira mais precisa e individualizada.

A partir dos dados apresentados neste estudo foi possível avaliar a utilização do método *Learning-Forgetting-Relearning Curve Model*, exibido na metodologia, individualmente para os operadores do posto de trabalho, como também permitiu um estudo de comparação entre o tempo realizado pelos trabalhadores com o tempo projetado pelo método, demonstrando a validade do modelo no planejamento da produção, fornecendo aos programadores de produção uma ferramenta inovadora aplicável ao domínio industrial.

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, 2007.

AZEVEDO, Bárbara Brzezinski; ANZANELLO, Michel. José. **Agrupamento de trabalhadores com perfis semelhantes de aprendizado apoiado em Análise de Componentes Principais**. Gest. Prod., São Carlos, v. 22, n. 1, p. 35-5, 2015.

BADIRU, Adedeji. **Computational survey of univariate and bivariate learning curve models**. IEEE Transactions on Engineering Management, 39 (2), 176–188, 1992.

BADRI, Huda Muhamad; DEROS, Baba Md; SYAHRI, M.; SALEH, Chairul; FITRIA, Aninda. **Implementation Learning and Forgetting Curve to Scheduling in Garment Industry**. 2016

BAILEY, Charles D. **Forgetting and the learning curve: a laboratory study**. Management Science, 35, 340-352, 1989.

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.

BAILEY, Charles Dan. **Forgetting and the Learning Curve: A Laboratory Study**. Management Sciences, v.35, n.3, p. 340-352, 1989.

BAILEY, Charles; MCINTYRE, Edward. **Some evidence on the nature of relearning curves**. The Accounting Review. 67(2). 368–378, 1992.

BALOFF, Nicholas. **Extension of the learning curve - some empirical results**. Operational Research Quarterly, 22 (4), 329-340, 1971.

BLANCETT, Robert S. **Learning from Productivity Learning Curves**. Research-Technology Management, May-June, 45, 54–8, 2002.

BOONE, Tonya; GANESHAN, Ram; HICKS, Robert L. **Learning and Knowledge Depreciation in Professional Services**. Manag. Sci., 54, 1231-1236, 2008

CAPUL, Jean; GARNIER, Olivier. **Dicionário de economia e de ciências sociais**. Plátano Edições, 92-99, p.363. 1996.

CHAMBERS, Stuart; JOHNSTON, Robert. **Experience Curves in Services: Macro and Micro Level Approaches**. International Journal of Operations & Production Management, v. 20, n. 7, p. 842-859, 2000.

CHIU, Huan Neng. **Discrete time-varying demand lot-sizing models with learning and forgetting effects**. Production Planning & Control, 8, 484-493, 1997.

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.

GERHARDT, Tatiana Engel; SILVEIRA, Denise Tolfo. **Métodos de Pesquisa**. Coordenado pela Universidade Aberta do Brasil – UAB/UFRGS e pelo Curso de Graduação Tecnológica – Planejamento e Gestão para o Desenvolvimento Rural da SEAD/UFRGS. – Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2009

GLOBERSON, Shlomo; GOLD, D. **Statistical Attributes of the Power Learning Curve Model**. International Journal of Production Research, v. 35, n. 3, p. 699-711, 1997.

GLOBERSON, Shlomo; LEVIN, Nissan; SHTUB, Avraham. **The impact of breaks on forgetting when performing a repetitive task**. IIE Trans. 21, 376–381, 1989
GROSSE, Eric H.; GLOCK, Christoph H.; MÜLLER, Sebastian. **Production economics and the learning curve: A metaanalysis**. Int. J. Prod. Econ., 170 (B):401–412, 2015.

IEMI – INSTITUTO DE ESTUDOS E MARKETING INDUSTRIAL. **Study of the potential market for furniture in Brazil**. Disponível em:
<<http://www.emobile.com.br/site/industria/relatorio-brasil-moveis-2017/>>. Acesso em: 06 de setembro 2021.

IEMI – INSTITUTO DE ESTUDOS E MARKETING INDUSTRIAL. **Mercado Potencial de Móveis em Geral 2021**. Disponível em:
<<https://www.iemi.com.br/highlights-do-mercado-potencial-de-moveis-em-geral/>>. Acesso em: 06 de setembro 2021.

JABER, Mohamad; BONNEY, Maurice; GUIFFRIDA, Alfred L. **Coordinating a three-level supply chain with learning based continuous improvement**. International Journal of Production Economics, v. 127, n. 1, p. 27-38, 2010.

JABER, Mohamad; BONNEY, Maurice. **Jaber and Maurice Bonney production quality**. Appl. Math. Modelling, 20, 1996

JABER, Mohamad. **Learning and forgetting models and their applications**. Handbook of Industrial and Systems Engineering, p. 12-13, 2006.

JABER, Mohamad; KHER, Hemant; DAVIS, Darwin. **Countering forgetting through training and deployment**. International Journal of Production Economics. 85, 33–46. 2003.

LINDEKE, Richard. **Lean automated manufacturing**. Assembly Automation. 30(2):117-123, 2010.

MAZUR, James. E.; HASTIE, Reid. **Learning as Accumulation: a Reexamination of the Learning Curve**. Psychological Bulletin, v. 85, n. 6, p. 1256-1274, 1978. PMID:734012

MIGUEL, Paulo Augusto Cauchick; FLEURY, Afonso; MELLO, Carlos Henrique Pereira; NAKANO, Davi Nakano; DE LIMA, Edson Pinheiro; TURRIONI, João Batista; *et al.* **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2a edição, 2010.

NEMBHARD, David A.; UZUMERI, Mustafa V. **An individual-based description of learning within an organization**. IEEE Transactions on Engineering Management, v. 47 (3), n. 3, p. 370-378, 2000a.

NEMBHARD, David A.; UZUMERI, Mustafa V. **Experiential learning and forgetting for manual and cognitive tasks**. International Journal of Industrial Ergonomics, 25, 315-326, 2000.

PEINADO, Jurandir; GRAEML, Alexandre Reis. **Administração da produção: operações industriais e de serviços**. Curitiba: UnicenP, 2007.

PIOVESAN, Armando; TEMPORINI, Edméa Rita. **Pesquisa exploratória: procedimento metodológico para o estudo de fatores humanos no campo da saúde pública**. Revista Saúde Pública. São Paulo, 1995.

SARASWAT, Satya. Prakash; GORGONE, John. T. **Organizational Learning Curve in Software Installation: an Empirical Investigation**. Information & Management, v. 19, p. 53-59, 1990.

SHTUB, Avraham; LEVIN, Nissan; GLOBERSON, Shlomo. **Learning and forgetting industrial skills: an experimental model**. International Journal of Human Factors in Manufacturing. 3. 293–305, 1993.

SPARKS, Catherine; YEAROUT, Robert. **The impact of visual display units used for highly cognitive tasks on learning curve models**. Computers and Industrial Engineering. 19. 351–355, 1990.

STROIEKE, Renato Eduardo; FOGLIATTO, Flavio Sanson; ANZANELLO, Michel Jose. **Análise de conglomerados em curvas de aprendizado para formação de agrupamentos homogêneos de trabalhadores**. Prod., São Paulo, v. 23, n. 3, p. 537-547, 2013.

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

TEYARACHAKUL, Sunantha; CHAND, Suresh; WARD, James E. **Effect of Learning and Forgetting on Batch Sizes**. Production and Operations Management, 20, 116-128, 2011.

TOWILL, Denis R. **The Use of Learning Curve Models for Prediction of Batch Production Performance**. International Journal of Operations & Production Management, 5, 13-24, 1985.

WATERWORTH, Christopher. J. **Relearning the Learning Curve: a Review of the Derivation and Applications of Learning-Curve Theory**. Project Management Journal, p. 24-31, 2000.

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

YELLE, Louis E. **The Learning Curve: Historical Review and Comprehensive Survey**. Decision Science, v. 10 (2), p. 302-328, 1979.

ZANGWILL, Willard I.; KANTOR, Paul B. **The Learning Curve: a New Perspective**. International Transactions in Operational Research, v. 7, p. 595-607, 2000.