



João Aires Montenegro Val-do-Rio Tapadinhas

Licenciado em Ciências da Engenharia Electrotécnica e de
Computadores

Análise de Dados para Optimização de Consumo Energético em Ambiente Industrial

Dissertação para Obtenção de Grau de Mestre em
Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Orientador: José António Barata de Oliveira, Professor Doutor,
FCT-UNL

Coorientadores: André Dionísio Bettencourt da Silva Pereira Rocha,
Mestre, CTS-UNINOVA

Júri

Presidente: Doutor João Paulo Branquinho Pimentão,
Professor, FCT/UNL

Arguentes: Doutor João Miguel Murta Pina, Professor, FCT
UNL

Vogais: Doutor José António Barata de Oliveira,
Professor, FCT/UNL

Setembro 2016



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

Energy Consumption's Data Mining in Manufacturing Environment

Copyright © João Aires Montenegro Val-do-Rio Tapadinhas, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa.

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

À minha mãe, tia e avó...

Agradecimentos

Quero agradecer em primeiro lugar aos meus colegas de curso José Araújo, Fábio Coelho, Pedro Fernandes, Gonçalo Infante, João Oliveira Gomes, Pedro Caetano, João Barata Oliveira, Alexandra Videira, Adriana Chambel, João Pedro Neves, que sem eles o percurso não teria sido o mesmo.

Um grande obrigado ao grupo Núcleo de Engenharia Eletrotécnica e Computadores da Faculdade de Ciências e tecnologias da Universidade Nova de Lisboa do qual fiz parte durante o meu percurso académico.

Um especial e emotivo agradecimento à minha tia Mirna Montenegro pelo apoio incondicional durante todo o meu percurso académico e de vida. Bem como o resto da família que esteve presente. Um especial obrigado ao meu primo Rui Pinto e avó Margarida Montenegro.

Agradeço aos meus amigos de sempre George Torres, Mariana Lopes, Inês Simões, Raquel Guerreiro, Marcos Fortes, David Cruz, Adilson Cabral, Pedro Batista, Tiago Fino pela amizade e alegria de todos os dias.

Obrigado aos orientadores José Barata Oliveira e André Rocha pela ajuda na concretização deste trabalho. Aos professores Pedro Pereira, Anikó Costa, Rui Neves Silva, Mário Ventim Neves, Isabel Ventim Neves, José Manuel Fonseca e Luís Bernardo pelo conhecimento transmitido ao longo do percurso académico, como também me terem inspirado de certa forma. Agradeço também à introSYS pela colaboração no desenvolvimento deste trabalho.

Resumo

Com o avanço das tecnologias dos últimos anos, a indústria tornou-se mais competitiva. A produção com baixos custos engloba fatores como o baixo consumo energético, dinamismo e flexibilidade das linhas de produção. Existe um investimento por parte de empresas de manufatura na tentativa de tornar os componentes da linha de produção energeticamente mais eficientes através de análise de dados.

As abordagens tradicionais não contemplam inconveniências como a imobilização da produção de uma fábrica para exercer estudos ou modificações profundas na arquitetura da linha de produção.

Neste trabalho é proposto uma arquitetura que analisa o consumo energético de componentes de uma linha de produção e procura tornar a sua operação energeticamente mais eficiente. Existe a preocupação de criar soluções que não impliquem uma modificação estrutural na arquitetura da linha de produção já montada e operacional.

São analisados os dados relativos ao modo de funcionamento e operação de um braço robótico, de modo a encontrar soluções para redução de consumo. Posteriormente é feito um estudo para encontrar um modo de funcionamento com menor consumo energético.

A arquitetura foi testada em um braço robótico com um ciclo de trabalho definido. O ciclo de trabalho foi dividido em quatro partes distintas de modo a conseguir-se uma análise mais detalhada. Para o estudo do desempenho e consumo do robô, foi feito através da variação da velocidade de execução do seu ciclo de trabalho. A solução proposta passa pela execução das diferentes tarefas que constituem o ciclo de trabalho com diferentes velocidades, de modo a conseguir um tempo de ciclo idêntico, mas com a otimização energética para cada tarefa elementar.

Palavras-chave: Eficiência energética, data-mining, produção, manufatura, energia

Abstract

Nowadays, the technology evolution brought a competitive market. The low-cost production includes influences such as low energy consumption, dynamic and flexible production systems.

There is an investment from manufactory companies trying to improve the energy efficiency of the transportation system. Data analyses studies with the goal to reduce production costs.

Many known studies don't mind inconveniences such as stopping the production of the factory to perform studies or deep architecture improvements in the transport system.

The proposed work is a data analyses study that focus on the machinery energy consumption improvement minding inconveniences of stopping the production. There is a concern to create a solution that doesn't imply a structural modification in the existing production architecture.

The operation data of a manufacturing component is analysed, focusing on energy patterns. After a study to find a solution to improve an energy consumption is made.

The architecture was tested in a robot arm with a specific work cycle. The cycle was divided in four different tasks, with a goal of energy detailed analyses. The energy consumption study was made by the variation of the speed of the different tasks of the work cycle. The solution is about applying different speeds to the different tasks to reduce energy consumption to the whole work cycle, but keeping the overall cycle time to avoid other unnecessary modification of the architecture

Keywords: energy efficiency, data-mining, production, manufacturing, energy

Tabela de Acrónimos

SOA	Service Oriented Architecture
SCM	Supply Chain Management
DBN	Dynamic Bayesian Network
RFID	Radio-frequency Identification
PLC	Programmable Logic Controller
IOT	Internet of Things
UC	Ubiquitous Computing
UM	Ubiquitous Manufacturing

Índice Geral

Agradecimentos	v
Resumo.....	vii
Abstract	ix
Tabela de Acrónimos.....	xi
Índice Geral	xiii
Índice de Tabelas.....	xv
Índice de Figuras	xvii
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Apresentação do problema.....	3
1.3 Pergunta de Investigação e Hipóteses	4
1.4 Visão Geral do Trabalho Realizado.....	4
2 Estado da Arte	7
2.1 Otimização energética em sistemas de manufatura.....	7
2.2 Data-mining.....	10
2.3 Data Mining em eficiência energética.....	12
2.4 Data Mining em eficiência energética em manufatura	13
2.5 Conclusões Gerais	17
3 Arquitetura	19
3.1 Célula do Robô	20
3.2 Computador	23
3.3 Base de dados	24
3.4 Tratamento da informação	24
4 Implementação	27
4.1 Formato de dados	29
4.2 Ciclos de trabalhos	29
4.3 Tratamento de erros durante a aquisição de dados	32
4.4 Variação da velocidade	33
4.5 Indicadores de consumo instantâneo	35
5 Caso de estudo	37
5.1 Análise de dados recolhidos.....	37

5.2	Solução de combinação de diferentes velocidades	44
6	Conclusão	53
	Referencias.....	55
	ANEXO	59

Índice de Tabelas

Tabela 1 composição da célula KUKA.....	22
Tabela 2- Dados disponíveis da base de dados.....	29
Tabela 3 Tabela de consumos dos trabalhos da máquina	38
Tabela 4 Média do consumo do robô com variação de velocidade.....	38
Tabela 5 Duração em segundos da tarefa com variação das velocidades.....	39
Tabela 6 Valor dos consumos energéticos em média por ciclo de trabalho	40
Tabela 7 Combinações de diferentes velocidades para um ciclo de trabalho.....	45
Tabela 8 Conversão de unidade de percentagem para Ampère por hipótese com estimativa de poupança.....	50

Índice de Figuras

Figura 1: Modelação do sistema e corrente de informação. Imagem de (Cupek et al. 2014)	15
Figura 2: Gráfico do consumo energético de um estado, imagem retirada de (Cupek et al. 2014)	16
Figura 3: Representação simples da arquitetura	19
Figura 4: Arquitetura proposta	20
Figura 5: braço robótico KUKA	21
Figura 6: Célula do robô (introSYS)	21
Figura 7: Esquema operador	22
Figura 8 Modelo de camadas de tratamento da informação	25
Figura 9 Diagrama ilustrativo de cálculo de consumos.....	26
Figura 10 Diagrama ilustrativo de combinação de consumos	26
Figura 11: Fluxograma da implementação.....	27
Figura 12: Ambiente da plataforma SPLUNK	28
Figura 13: Diagrama temporal das variáveis trabalho	30
Figura 14: Diagrama temporal das novas variáveis de trabalho	30
Figura 15: Diagrama temporal dos ciclos de trabalho e consumos do Motor 1	30
Figura 16: Diagrama temporal do consumo do motor 1 na execução do trabalho 1	31
Figura 17: Diagrama temporal com ilustração de falta de dados	32
Figura 18: Diagrama temporal com correção de erros	33
Figura 19 Exemplo do cálculo da média do consumo energético de uma tarefa	34
Figura 20 Exemplo do cálculo dos valores da duração das tarefas do robô	34
Figura 21 Exemplo do cálculo do consumo energético do robô por tarefa.....	35
Figura 22 Painel de indicadores	36
Figura 23 Diagrama relativo à variação de velocidade	40
Figura 24 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Job1.....	41
Figura 25 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Job2.....	41
Figura 26 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Job3.....	42
Figura 27 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Home	43
Figura 28 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Nojob	43
Figura 29 Diagrama de consumo energético durante todo o ciclo de trabalho	44
Figura 30 Diagrama de comparação entre o consumo energético da melhor e pior combinação	45
Figura 31 Diagrama de comparação entre o tempo de execução da melhor e pior combinação	46
Figura 32 Diagrama de comparação entre as velocidades de execução da melhor e pior	47
combinação	47
Figura 33 Diagrama de comparação de consumo energético entre as combinações 2 e 3	48
Figura 34 Diagrama de comparação de tempo de execução de tarefas entre as combinações 2	49
e 3.....	49
Figura 35 Diagrama de comparação de velocidade de execução de tarefas entre as	49
combinações 2 e 3.....	49

Figura 36 Diagrama de comparação de consumo energético entre as combinações 2, 3 e consumo em regime normal	50
Figura 37 Diagrama da energia poupada num intervalo de 24 horas com variação da corrente máxima	51

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

No início do século XXI, houve um crescimento muito significativo das tecnologias da comunicação e informação. A dimensão dos computadores reduziu-se ao ponto de possibilitar a sua integração em qualquer dispositivo, tornando-os dispositivos inteligentes. Como consequência, nos dias de hoje, todos os dispositivos podem comunicar independentemente da parte do mundo em que se encontram, devido à Internet. Como consequência desta evolução, designada por Internet das Coisas (IoT) (Veza et al. 2015), que trouxe ao mundo uma nova realidade. Hoje é possível encontrar uma casa inteligente, onde os eletrodomésticos conseguem comunicar autonomamente ou dispositivos móveis capazes de controlar qualquer outro dispositivo a quilómetros de distância através da Internet.

O conceito de IoT está profundamente ligado à uma nova realidade industrial, designada por “Indústria 4.0” e baseada na utilização integrada de tecnologias de comunicação e informação num contexto fabril (Weyer et al. 2015). Neste novo contexto, opera-se a transformação das fábricas da indústria em fábricas inteligentes ou *Smart Factories*. (Shrouf et al. 2014)

Diversos estudos realizados por universidades e empresas procuram modernizar a indústria e encontrar soluções que consigam ligar o design de produto, plano da fabricação e produção e as operações, sempre com o conceito de *smart factory* presente. Esta tendência aponta para sistemas mecatrónicos, software de gestão e suporte colaborativo que potencie a partilha de informação nas diferentes fases na engenharia de manufatura (Volkman et al. 2016). Um dos grandes desafios da nova indústria passa pela alteração do ciclo de vida dos produtos, através de uma diversa e extensa customização dos produtos para dar resposta à exigência do mercado. Estes objetivos exigem uma produção com uma estrutura ágil e flexível, de reconfiguração rápida para responder aos pedidos de novos produtos. A automação tradicional não consegue dar resposta a um grau de flexibilidade tão exigente, abrindo espaço para fábricas de sistemas mecatrónicos com estruturas modulares compostas por dispositivos inteligentes.

Durante as últimas décadas, o processo de planeamento de produção teve em conta diversos fatores. Inicialmente, a força de trabalho, da capacidade mecânica e o material da maquinaria iam ao encontro dos objetivos de produção, como o tempo, o custo e a quantidade.

Atualmente, existe também uma preocupação com os recursos energéticos e a gestão otimizada da energia. Devido às mudanças nas tarifas da energia, o fator energético, considerado como um recurso menos dispendioso, passou a trazer consigo um peso significativamente grande. Uma das principais razões para o desenvolvimento contínuo nas fábricas de produção é a subida constante de custos energéticos nas instalações industriais. Hoje existe uma motivação extra para complementar as fábricas de manufatura com aproveitamento de energia renováveis (Maasmann et al. 2014).

Entidades como a Comissão Europeia, controlam fábricas e criam regras com preocupações ambientais focadas no consumo energético. Existem estratégias definidas para atingir reduções do consumo energético, bem como de emissões de dióxido de carbono nas fábricas de produção europeias (May et al. 2016). Em algumas fábricas são construídas infraestruturas para que haja alternativa à utilização de recursos fósseis, tais como energias renováveis (Keller & Reinhart 2016).

A energia é vista como a chave crucial no sucesso na produção. Por esta razão, as fábricas e empresas procuram alternativas flexíveis e eficientes de interagir com a variável da energia na sua produção. Com o conceito de flexibilidade energética, as fábricas adaptam-se às mudanças no mercado energético.

1.2 Apresentação do problema

O consumo de energia tem sido das maiores preocupações das cadeias de produção. A eficiência não só se reflete no aproveitamento da matéria bruta e emissões de dióxido de carbono, como também na energia usada na produção do produto.

O aperfeiçoamento da eficiência energética tem origem em preocupações transversais em todo o mundo. Alterações climáticas terrestres e a fatura da energia elétrica são a alavanca que impulsionou o desenvolvimento de soluções para a redução do consumo energético. Recentemente, diversas empresas têm vindo a aplicar métodos de manutenção, gestão e análise de dados gerados pelos sistemas de controlo de produção, com vista à optimização do próprio processo produtivo. Na indústria da manufatura, os processos de análise de dados têm despertado a curiosidade das empresas, dado que o processo de otimização está diretamente relacionado com a redução dos custos de produção.

A monitorização e controlo de indicadores relacionados com o consumo de energia, pode ser obtida através de sistemas centralizados ou distribuídos e com diferentes níveis de abstração. Várias abordagens são propostas, desde a análise de informação recolhida de máquinas ligadas à produção, como de todos os outros elementos que fazem parte de toda a cadeia produtiva.

Em muitos casos, torna-se demasiado dispendioso adquirir e instalar soluções completas e complexas de monitorização e controlo da energia para toda uma fábrica de produção e manufatura. Geralmente é impensável reconfigurar ou reajustar componentes relacionados com a maquinaria ligada à produção na linha de montagem, porque é sinónimo de tempo parado sem produzir, o que conduz inevitavelmente a perdas financeiras.

Um dos fatores cruciais presentes na produção de manufatura e, em particular, na linha de montagem, são os ciclos de produção. O sistema que rege os ciclos de produção está bem definido e estruturado, baseando-se em ciclos fixos para o fabrico de diversos produtos. De forma a dar resposta a esta restrição e sem alterar os ciclos de produção, este trabalho propõe pequenas modificações na linha de montagem, que originam melhorias significativas na eficiência energética.

1.3 Pergunta de Investigação e Hipóteses

Tendo como base o problema anteriormente referido e o objetivo de reduzir custos energéticos na maquinaria da linha de montagem, algumas questões podem ser colocadas:

- Será possível estudar o desempenho de uma máquina, em ambiente industrial e durante a produção, evitando paragem de produção?
- Quais as variáveis passíveis de serem alteradas para que o consumo energético seja reduzido?

É proposto como hipótese a separação do ciclo de tarefas em pequenos trajetos ou movimentos, analisando a variação dos fatores passíveis de serem alterados (e.g., a velocidade de movimentos e trajetos). O objeto de teste é um robô industrial em ambiente produtivo, presente na linha de montagem de uma indústria da manufatura.

1.4 Visão Geral do Trabalho Realizado

É apresentada uma arquitetura composta por duas diferentes camadas. Existe primeiro uma camada completa de aquisição de dados de uma máquina industrial de manufatura, e posteriormente uma camada de análise e tratamento dos dados a fim de extrair valor dos mesmos.

A primeira camada de aquisição de dados é composta por um computador que periodicamente consulta os valores presentes no PLC ligado à célula do robô em funcionamento. Com uma frequência de um segundo, este computador exporta a informação retirada do PLC para um base de dados online que pode ser consultada através de uma rede de trabalho local.

Nesta altura, é efetuada a leitura dos dados com o intuito de analisar e extrair mais valor dos dados armazenados. A arquitetura proposta tenciona possibilitar a análise detalhada do consumo energético do braço robótico durante a sua atividade.

Numa primeira fase é essencial identificar através dos dados os diferentes processos realizados pela máquina, os diferentes ciclos de produção, as diferentes tarefas de cada ciclo, e a energia consumida por todos estes fatores.

Quando for possível identificar todos estes fatores, inicia-se a procura de padrões de consumo energético e o estudo da sua correlação com as variáveis características da máquina (e.g., trajetos do braço robótico, a velocidade dos mesmos, tempo de tarefas, etc.).

Após a análise detalhada e cuidada dos dados, tendo em atenção os fatores mencionados, serão propostas melhorias nas configurações do braço robótico com o objetivo de reduzir o seu consumo energético, tendo sempre presente a limitação dos fatores passíveis de serem modificados.

No final serão validados os resultados, tendo presente que as propostas apresentadas podem ou não melhorar a eficiência das tarefas realizadas pelo braço robótico.

2 Estado da Arte

2.1 Otimização energética em sistemas de manufatura

Qualquer fábrica industrial e, particularmente, uma *Smart Factory* terá de ser caracterizada por três aspetos essenciais: inteligência, segurança e sustentabilidade (Trentesaux et al. 2016). A segurança refere o correto funcionamento dos processos industriais incluindo os processos que tornam a fábrica inteligente e sustentável. A robustez e resiliência são conceitos relevantes no aspeto da segurança. Um sistema seguro não passa apenas pela proteção de privacidade da rede interna, mas também pela sua confiabilidade, disponibilidade, testes e manutenção. A inteligência representa a dimensão de controlo dos produtos, processos e do sistema industrial, e também a computação orientada a serviços e soluções inteligentes que consigam dar resposta às exigências de diferentes produtos. Os produtos e sistema conseguem comunicar de forma distribuída, convergindo para uma produção e logística eficiente. A sustentabilidade de uma fábrica recai sobre as preocupações mais recentes no mundo da indústria, isto é, o equilíbrio entre os requisitos sócio-económicos e ambientais.

Com o propósito de implementar o conceito de *Smart Factory* e de tirar partido de uma gestão inteligente dos recursos disponíveis para a produção, Munera propõe uma solução com uma arquitetura desenhada ao detalhe (Munera et al. 2015). Nesta arquitetura, são utilizados dispositivos inteligentes, como sensores inteligentes e atuadores inteligentes, que conseguem comunicar entre si de forma distribuída.

Numa outra abordagem, Delgado-Gomes propõe uma arquitetura que visa monitorizar o consumo energético de todo um ambiente fabril (Delgado-Gomes et al. 2013). Esta abordagem é baseada numa rede de dispositivos com uma infraestrutura distribuída. O serviço de manutenção de energia desenvolvido é composto por duas redes, nomeadamente rede de energia e rede de software. A rede de energia é composta também por dispositivos e é responsável pela distribuição de energia. A rede de software é usada para monitorizar e controlar a rede de energia e gerir informação sobre os dispositivos energéticos. Uma grande vantagem desta proposta é a

comunicação entre os dispositivos e a rede, que assenta sobre a arquitetura SOA (Service-Oriented Architecture) e promove uma comunicação distribuída mais eficiente, ágil e produtiva.

O serviço de manutenção de energia ocupa um papel fundamental na arquitectura proposta por Delgado-Gomes. Este serviço comunica com a SCM (Supply Chain Management) através de web services, extraindo informação sobre os consumos energéticos resultantes dos processos de manufatura. Esta troca de informação é fulcral para o progresso da eficiência energética da fábrica. O serviço recolhe todos os dados disponibilizados sobre o processo de fabrico em tempo real, e examinando desses dados consegue identificar quais os processos mais energeticamente dispendiosos.

Com isto, a entidade SCM consegue tomar as acções mais adequadas com o objetivo de aumentar a eficiência energética de todo o processo. Estas acções podem consistir em: desligar máquinas durante períodos de inatividade, hibernar processos cujo tempo de espera se traduza em consumos reduzidos, e manter máquinas em modos de baixo consumo quando possível. Este serviço de manutenção energética, possibilita a toda a fábrica um sistema de monitorização e tomadas de decisões em tempo real, a partir da recolha de dados da própria maquinaria e processos.

Noutro estudo, Feng et al. apresenta uma solução interessante de monitorização de todo o ambiente fabril em manufatura (Feng et al. 2015). O autor defende um sistema de monitorização energética com diferentes níveis de abstração. O primeiro nível de monitorização está diretamente ligado ao departamento de montagem, onde existe maquinaria que desenvolve os produtos. O segundo nível de monitorização de energia é responsável por todas as unidades de refrigeração: ventoinhas, ar condicionado, sistemas de refrigeração líquida, etc. Inclui também tapetes utilizados na linha de produção ou linha de montagem. O terceiro e mais alto nível de abstração, tenta medir valores energéticos mais complexos. Este último sistema é responsável pela criação de perfis energéticos dos consumos da maquinaria de produção e robôs. O autor afirma que a energia consumida pela maquinaria está diretamente relacionada com o seu estado de produção, sendo assim natural assimilar diferentes perfis com base em características de potência de energia usada. Neste nível de abstração, não é necessária uma monitorização constante. Devido à quantidade de máquinas em produção, amostras menos frequentes conseguem recolher informação suficiente sobre os ciclos de produção em funcionamento.

Com esta abordagem, a análise do consumo energético como um todo pode tornar-se mais clara, através da comparação da energia consumida entre sistemas com ciclos de produção parecidos ou

mesmo diferentes. Torna possível identificar quais as áreas de produção mais eficientes ou ineficientes do ambiente de manufatura.

Num estudo de Allwood et al., tenta-se descortinar os limites de um sistema de manufatura para elevar a sua produção para o dobro da velocidade (Allwood et al. 2015). Para tal, propõe-se atenuar a vibração da maquinaria (em geral), assim como aumentar a velocidade da maquinaria de corte a laser, levando a um aumento substancial do consumo energético do sistema de manufatura. Contudo, o autor sugere como estudo futuro a possibilidade de reduzir o consumo do sistema para metade.

Outra estratégia de implementação de *Smart Factory*, no contexto da Indústria 4.0, designa-se por Ubiquitous Manufacturing (UM). Este conceito deriva do paradigma Ubiquitous Computing (UC), importado da área de engenharia de software, onde é utilizado para representar a computação independente do local da execução da operação. (Chen & Tsai 2016) Este conceito distingue-se por ter uma arquitectura capaz de responder ao paradigma “desenhar, fazer e vender em qualquer lado”, bastante semelhante ao “plug and play” ou “plug and produce” (Weyer et al. 2015). Consiste numa arquitetura modular, com comunicação distribuída, e permite a qualquer módulo ligar-se ao sistema pronto a operar e comunicar com o resto do sistema de forma cooperativa. A UM utiliza também tecnologias que permitem a identificação dos materiais prontos para produzir através do RFID. Esta arquitetura está fortemente baseada em comunicação em rede e cloud computing. Embora não esteja diretamente relacionado com a eficiência energética, este conceito é bastante eficiente no que toca a performance e adaptação. Gonçalves et al. apresenta uma arquitetura semelhante, baseada em sensores, completamente plug and play, onde cada sensor e atuador está ligado em rede, mas com uma unidade central de processamento (Gonçalves et al. 2014).

Keller e Reinhart apresentam uma abordagem para o planeamento de produção que se foca na energia, denominada Enterprise Resource Planning Systems (ERP). As operações da fábrica são planeadas pelo ERP que tem em conta diversos fatores para planear uma produção eficiente. Por um lado, analisa todos os materiais disponíveis necessários para a produção num determinado período. Da mesma forma, contém quantidades consideráveis de informação sobre a energia necessária para produzir um determinado trabalho. Para que o planeamento energético seja coerente, são analisados todos os estados de funcionamento do robô: perfurar aço, esperar, etc. Além do mais, são examinadas todas as possibilidades de alimentação energética da fábrica, uma vez que as empresas têm a possibilidade de escolher entre diversos modelos de abastecimento energético. A conjugação de todos estes fatores permite uma eficiência energética maior no consumo de energia elétrica (Keller & Reinhart 2016).

2.2 Data-mining

O BIG DATA tornou-se hoje uma presença muito forte no mundo e teve um grande impacto na tecnologia. É caracterizado por quantidades consideráveis de dados que são gerados diariamente a uma grande velocidade, pela variedade e veracidade desses dados, e o valor que dos dados é extraído. Estes três vectores são conhecidos como 5Vs (Volume, Velocidade, Variedade, Veracidade, Valor). Esta é uma das grandes áreas tecnológicas em atividade que apresenta um crescimento abrupto nos últimos anos, nas mais diversas áreas (Kaisler et al. 2013).

Segundo Kantardzic, a Engenharia e a Ciência Moderna usa modelos para descrever sistemas físicos, biológicos e sociais. Esta abordagem tem como base princípios físicos tão fundamentais quanto as leis de Newton ou as equações de Maxwell sobre o eletromagnetismo. Para a construção destes modelos, são usados dados experimentais para a estimativa e validação de parâmetros. Parâmetros que são difíceis e por vezes até impossíveis de ser medidos diretamente. Em todo o caso, existem cada vez mais e em diferentes áreas, sistemas cujos princípios físicos são desconhecidos ou tão complexos que não são passíveis de representação matemática (Kantardzic 2009).

Com o desenvolvimento da computação, existe um crescimento proporcional de dados gerados por estes sistemas complexos. Dado que tais sistemas não são passíveis de serem representados por modelos simples assentes em princípios físicos conhecidos, a análise desta grande quantidade de dados pode expor relações entre diferentes variáveis do sistema.

Atualmente os computadores pessoais, redes de trabalho, instituições científicas e instituições empresariais gerem volumes consideráveis de informação, e apesar do esforço para conservar essa informação, apenas uma pequena porção da mesma é realmente usada. Isto porque o volume de informação é demasiado grande para garantir manutenção ou a estrutura dos próprios dados torna-se complexa demais para uma análise eficiente.

O Data Mining é um processo iterativo em que todos os processos são definidos pelos resultados que provêm da exploração dos dados, sejam eles obtidos por métodos manuais ou automatizados. É potencialmente útil em contextos de análise onde não existe uma predefinição sobre o que é um resultado interessante. É caracterizado pela procura de informação nova, relevante e não trivial de encontrar em dados de grande dimensão.

Na prática, os principais objetivos do Data Mining passam por dois campos – a predição e a descrição. A predição envolve a análise de certas variáveis para descrever o comportamento futuro das mesmas ou até de outras variáveis de interesse. Por outro lado, a descrição procura padrões que possam descrever os dados de forma a ser possível a interpretação humana. Assim temos duas possíveis categorias: (1) Data Mining preditivo: que produz o modelo do sistema a

partir de um conjunto de dados. (2) Data Mining descritivo: que produz nova informação não trivial baseada da informação já disponível (Vazirgiannis Michalis, Halkidi Maria n.d.).

O Data Mining é um campo com um dos maiores crescimentos da indústria da computação. Apareceu como consequência da utilização da computação nas áreas da Ciência e da Estatística, mas depressa se expandiu para uma área própria. A sua mais-valia e importância traduz-se na grande quantidade de metodologias e técnicas desenvolvidas para aplicação em diferentes problemas emergentes.

Na indústria, o Data Mining é usado para a extração de tendências da população e estratégia de investimento. A pesquisa efetuada por Deepa e Geetha, revela que o Data Mining é uma técnica de aperfeiçoamento de informação que está cada vez mais presente nas áreas mais diversas da indústria e investigação científica (Deepa & Geetha 2013). Como exemplo, temos as áreas da saúde, indústria automóvel, negócios e sector financeiro, investigação e análise de dados ligados à indústria farmacêutica.

Nas áreas médicas e de seguros de saúde, a informação está a ser disponibilizada informação gradualmente. A grande quantidade de dados já existente torna o processamento por humanos obsoleto e pouco eficaz. Fazer diagnósticos, prognósticos médicos e agendar tratamentos em períodos curtos de tempo, é uma tarefa para a qual o Data Mining consegue dar uma melhor resposta.

No mercado financeiro e banca, o Data Mining permite às instituições desenvolver uma variedade de serviços de recolha de informação. Com o objetivo de segurança dos dados e deteções de fraude, é essencial que a informação seja considerada completa, confiável e de qualidade.

Na indústria farmacêutica e biotecnologia, são usadas práticas de identificação e estudo dos genomas humanos. Com o objectivo de encontrar ligações genéticas de doenças como o cancro, são analisadas exaustivamente sequências em larga escala para o reconhecimento de padrões e funções genéticas do próprio ADN.

No campo da segurança, a deteção de intrusos em redes de computação é um problema perene que tem estado a ser combatido ao longo dos últimos anos. Para assegurar uma robustez na segurança e privacidade de um sistema em rede, existem sistemas de firewall. Ainda assim, começa a emergir a necessidade de detetar intrusos que, por sua vez, consigam atravessar sistemas de segurança firewall. O Data Mining fez sobressair novas técnicas para este problema de segurança. Para muitas instituições cuja preocupação por segurança está em primeiro plano, tornou-se usual a prática de alguns métodos de análise de dados para combater violações à privacidade. Nos dias de hoje, o Data Mining vem aliar-se às tecnologias aplicadas à deteção de

intrusos. É possível detetar e analisar comportamentos, vulnerabilidades do sistema e ataques à segurança de sistemas através do reconhecimento de padrões, e posteriormente dar suporte de decisão e gestão da rede.

2.3 Data Mining em eficiência energética

Existem estudos que procuram desenvolver arquiteturas com diferentes níveis de abstração, onde seja possível distinguir diferentes camadas. As arquiteturas existentes que procuram uma melhor performance na eficiência energética de uma *smart factory*, acabam por ter algumas semelhanças. A camada de recolha de dados de sensores e controladores de manufatura é sempre uma camada de baixo nível presente na maioria dos casos (Ingvaldsen et al. 2015). A camada de gestão de energia procura prever e dar alarmes de consumos fora do normal no ambiente de manufatura. Já a camada análise de dados, procura sempre uma análise profunda dos dados, com o objetivo de monitorização, reconhecimento de padrões energéticos e consumos.

O caso de estudo que teve como base um edifício da *University Collage Cork* na Irlanda. Foi estudada e analisada a performance energética de algumas divisões do edifício. Os sensores usados tinham a capacidade de medir a temperatura, quantidade de dióxido de carbono, humidade e luminosidade. A partir de dados recolhidos por estes sensores durante três anos, foi recolhido mais de 20 milhões de registos sobre consumos energéticos, onde recaiu posteriormente uma análise detalhada (Yang Gao et al. 2010). As dificuldades encontradas neste projeto estiveram relacionadas essencialmente com a qualidade dos dados recolhidos. Sensores necessitam uma calibração regular, como esta condição não foi acautelada, originou alguns valores que saem dos parâmetros normais passíveis de serem tratados.

A variável de temperatura tem uma relação direta com o sistema de ar condicionado do próprio edifício, que necessita de permanecer a uma temperatura confortável. Isto é, existem classificadores para valores de temperatura onde se pode categorizar como “*cold*”, “*moderate*”, “*comfortable*” e “*hot*”. A partir destas categorias, são usadas árvores de decisão para que seja estabelecida uma relação entre as temperaturas das salas e condições externas ao edifício com o consumo necessário para manter o equilíbrio da temperatura interior.

O objetivo do estudo sustenta a análise dos padrões de consumo de energia e a avaliação dos requisitos de conforto do edifício, relacionando direta ou indiretamente com os sistemas de refrigeração do edifício. Além disto tornou-se possível a predição de necessidades energéticas com edifícios semelhantes.

O autor Zhangl apresenta soluções de data mining como forma preditiva. Isto é, apresenta uma proposta para prever fatores importantes na execução de processos dentro da manufatura. Como por exemplo condições anormais na produção provenientes de erros de medição ou desvios de leitura. A arquitetura pressupõe um sistema completamente rastreável com informação compartilhada por todo o sistema. Através de análise de dados é criado um modelo dinâmico de uma rede Bayesiana, “*Dynamic Bayesian Network*” (DBN), que representa o sistema de produção. Esta rede tem a função analisar dados de manufatura em tempo real para implementar previsões a longo prazo na performance da produção e potenciais anomalias do sistema. A arquitetura em si é composta por três camadas de abstração. Sendo a de mais baixo nível de abstração a configuração da sensibilidade do ambiente de manufatura, aquisição e gestão dos dados de manufatura, e por fim a avaliação dos dados e procura da DBN ótima para a representação do sistema de produção. A primeira camada, configuração da sensibilidade do ambiente de manufatura, é usada para a construção para a construção de um sistema de recolha de dados. Caracterizada por ser de baixo custo e altamente fiável na aquisição de dados do ambiente de manufatura. Neste caso em particular cujo autor menciona, é um sistema baseado em técnicas de RFID “*Radio-frequency identification*”. A aquisição de dados em tempo real é possível devido à primeira camada. Através do protocolo de comunicação, os dados recolhidos são transmitidos para uma plataforma de manutenção e gestão de informação. A partir deste ponto, todas as fontes de informação em tempo real oferecem bases sólidas para a construção de uma DBN otimizada para representação do sistema. O modelo de predição da performance do sistema baseado em DBN, é representado através de modelos gráficos e representativos. Toda a informação preditiva do modelo envolve estatística matemática e teoremas de probabilidade. Os parâmetros chave, as variáveis de entrada do sistema, são o estado do material, cronograma dos processos, etc. O resultado da previsão traduz-se em probabilidades futuras, como avaliação da performance de diferentes elementos do sistema (Zhangl et al. 2015).

2.4 Data Mining em eficiência energética em manufatura

Um fator característico de um ambiente de *smart factory*, é a existência de dispositivos de que comunicam entre si, tais como sensores. Uma rede de sensores traz consigo consequências vantajosas do ponto de vista da eficiência energética, sendo normalmente um número considerável de sensores, conseqüentemente existe uma quantidade significativa de dados gerados a partir dos mesmos.

No domínio da manufatura, os dados recolhidos pelos sensores e a execução dos atuadores são interpretados como eventos. Qualquer atividade, ação ou mudança de um parâmetro

monitorizado que influencia qualquer aspeto do estado do sistema de manufatura é visto como um evento. Simultaneamente, quando existem eventos em cadeia ou series de eventos relacionados, podem ser interpretados como eventos complexos. Isto torna a sua interpretação, não trivial, e exige ferramentas robustas de data-mining para interpretação. Babiceanu reflete sobre estes aspetos e as melhores maneiras de dar resposta a um sistema complexo de tratamento de dados no ambiente de manufatura. Sendo que, recai na comparação entre a indústria 4.0 e IOT. Ambas as áreas, contudo semelhantes, requerem arquiteturas e tratamento de informação com a mesma estrutura (Babiceanu & Seker 2016).

O autor Gamarra caracteriza como crucial o tratamento da informação em ambientes de manufatura. E, em de uma forma geral, os procedimentos de tratamento de dados procede-se de maneira semelhante em qualquer ambiente de *smart factory*: Seleção dos dados, pré-processamento dos dados, transformação, data-mining e avaliação. Ainda assim, é referido que na área de *knowledge discovery* na manufatura não existe uma standardização na aplicação de métodos de estudo e análise de dados. As técnicas podem variar dependendo da aplicação, ou dos problemas a otimizar, ou até das características do processo de manufatura (Gamarra et al. 2016).

Nos últimos anos, houve uma aposta na investigação no desenvolvimento nas infraestruturas e maneiras inovadoras de colecionar dados. Estudos mais recentes apontam para plataformas e serviços alojados online em *cloud*. O autor Esmailian afirma que a computação na cloud tem uma importância fulcral na industrial da manufatura moderna. Nas plataformas online, são alojados serviços preditivos baseados em dados coletados, técnicas de *machine learning* e métodos estatísticos. Com a exploração destas ferramentas surge novos conceitos como *Social Manufacturing*. Esta terminologia representa a envolvimento dos consumidores do produto com a própria produção (Esmailian et al. 2016).

Uma tendência recorrente em soluções aplicadas a *smart factories* e *industry 4.0* é a integração em rede nos sistemas de manufatura, plataformas multiagente que conseguem dar resposta a paradigmas da inteligência artificial, comunicação autónoma e decisões autónomas (Tyrin et al. 2012). O autor utiliza esta plataforma para a gestão de recursos em tempo real num ambiente fabril de manufatura.

Existem pormenores para uma gestão eficiente ao utilizar esta tecnologia, como a identificação de recursos e produtos com RFID, que faz toda a diferença quando aplicado a um sistema multiagente (Hameed et al. 2010).

O Wang apresenta frameworks que integra soluções multiagente com análise de dados e data-mining. O modelo recai sobre mecanismos inteligentes de cooperação entre dispositivos e

maquinaria de *shop-floor*. A análise de dados tenta desbloquear e prevenir situações de ciclos infinitos e erros que derivados dos mesmos (Wang et al. 2015).

O trabalho desenvolvido por Cupek foca-se na eficiência energética. Particularmente, o consumo energético de máquinas que trabalham através de ar comprimido, sendo bastante usadas da indústria de produção hoje em dia e em escala mundial. Além do mais, o ambiente do laboratório onde o estudo tomou lugar teve presente dispositivos pneumáticos cuja função destinava-se ao transporte e junção de peças entre estações da linha de montagem (Cupek et al. 2014). Os sistemas pneumáticos são caracterizados pela sua eficiência pouco desenvolvida. A comunidade industrial tem um interesse alargado no consumo de ar usado pelas máquinas industriais. A sua atenção recai com maior intensidade sobre a otimização do seu consumo como também a eficiência energética dos dispositivos e sistemas. A arquitetura demonstrada na Figura 1. O esquema apresenta como a informação sobre os consumos é conduzida pelo sistema. Inicialmente a informação é recolhida em bruto pelos dispositivos *end-point*, passa por todo um processo de avaliação dos dados, chegando por fim à visualização dos resultados. Este tratamento de informação tem como objetivo classificar e agrupar os diversos estados de execução da máquina, e ordenar por ordem de consumo.

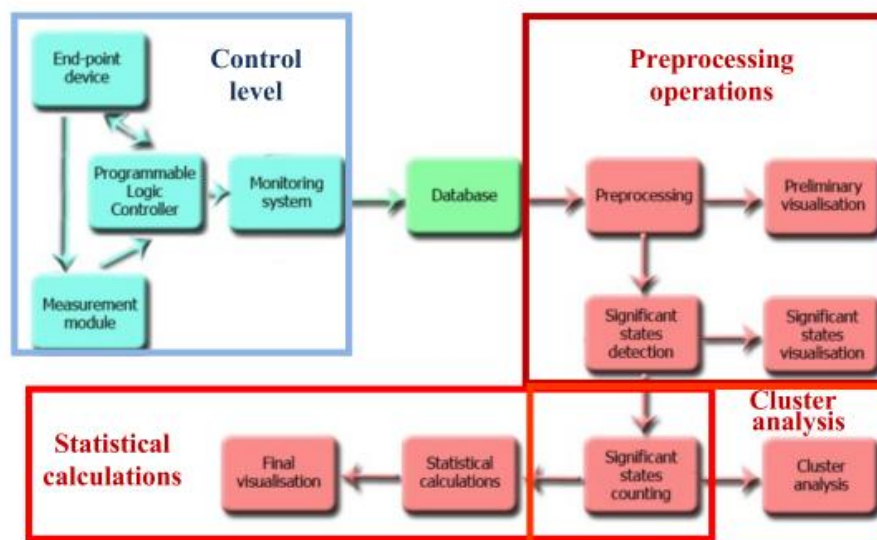


Figura 1: Modelação do sistema e corrente de informação. Imagem de (Cupek et al. 2014)

Como se pode notar na Figura 1, o segmento *Control level* é responsável pela recolha de dados dos dispositivos *end-point*, que posteriormente exporta para uma base de dados. O segundo segmento, tem a tarefa de analisar esses mesmos dados e apresenta-los conforme o seu objetivo. É de notar que nesta imagem existem duas apresentações finais dos mesmos dados, “*Cluster analysis*” e “*Statistical calculations*”. Para o efeito pretendido (data mining) a parte *Statistical calculations* será ignorada, e o foco é incidido sobre o segmento *Cluster analysis*. O segmento

Cluster analysis consiste no agrupamento de informação para criar diferentes perfis de consumo. O processo de data mining neste estudo teve incidência sobre os dados recolhidos das máquinas. É importante notar que em todos os estados dos diferentes processos das tarefas de cada máquina gera informação relevante. O seu primeiro passo da análise da informação passa pela classificação de estados de execução. É necessário analisar o consumo energético da máquina em cada estado para poder definir quais os estados de execução relevantes de acordo com o seu respetivo consumo energético. Segundo passo, é categorizado um conjunto de consumos energéticos para cada estado. Isto é, encontrar padrões de consumo para cada estado de execução. O autor mostra os seus resultados na Figura 2.

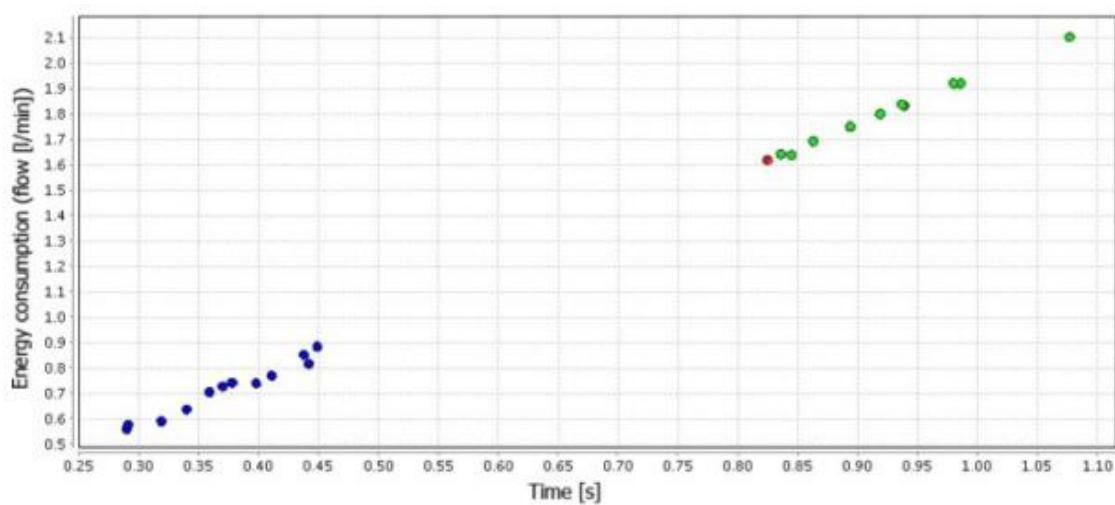


Figura 2: Gráfico do consumo energético de um estado, imagem retirada de (Cupek et al. 2014)

O gráfico da Figura 2 ilustra dois conjuntos de consumo energético provenientes do mesmo estado de execução de uma máquina. A energia consumida é apresentada em unidades de litros por minuto. Significa que este estado é executado duas vezes no mesmo ciclo de trabalho, possuem tempos de execução diferentes e consequentemente consumos diferentes. Os resultados que os autores alcançaram, possibilitaram conclusões interessantes sobre o método utilizado. A deteção de estados de consumo da máquina é importante em casos de aparecimento de problemas relacionados com o consumo energético. Problemas que podem não advir de deficiências ou inconsistências do equipamento, mas sim de ciclos de trabalho e estados contidos nesses mesmos ciclos.

Abersfelder concretizou um estudo através de data mining, para a otimização energética de motores servos na manufatura e a prevenção do seu degradamento. São analisados e correlacionados dados sobre o funcionamento dos motores, com o intuito de criar novos conceitos focados nas propriedades magnéticas do material. Neste estudo tornou-se relevante a qualidade

do material pelas as variações das características físicas e os processos magnéticos (Abersfelder et al. 2015).

2.5 Conclusões Gerais

Em suma, verifica-se a importância do tratamento de dados adquiridos sobre a performance do hardware, num intuito de otimizar processos.

Os autores (Delgado-Gomes et al. 2013) e (Feng et al. 2015) apresentam arquiteturas de recolha e análise de dados embora não seja transmitido em detalhe quais as lacunas de performance encontradas e se são possíveis de retificar.

(Cupek et al. 2014) mostra, a partir do seu trabalho, uma maneira interessante de analisar os dados recolhidos. Reconhecimento de padrões energéticos são fundamentais para a interpretação do sistema. Ainda assim, acaba por não ter uma ideia sólida se é possível no caso particular, melhorar os ciclos de processos de maneira a otimizar a eficiência energética.

Os autores (Zhangl et al. 2015) e (Yang Gao et al. 2010) apresentam soluções de data-mining preditivas, isto é modelizar sistemas de forma a conseguir prever as necessidades energéticas durante diferentes intervalos temporais ou mesmo estado de degradação do material.

É importante verificar que existem inúmeras abordagens que tendem sempre para obter a máxima eficiência de consumo energético. Embora nenhuma das abordagens ter chegado ao nível mais pormenorizado tendo em conta as limitações inicialmente apresentadas. Isto é, apesar de ser um obstáculo a reconfiguração de componentes do sistema ser limitada, pretende-se analisar a performance do sistema pormenorizadamente para que seja possível encontrar oportunidades de melhorar a eficiência energética.

3 Arquitetura

A arquitetura proposta, pode ser dividido em dois segmentos distintos. A camada composta por *Célula do robô* e *Computador* está associada ao sistema de aquisição de dados. Numa camada posterior existe a parte de análise de dados composta pela *Base de dados* e *Análise de dados*, que gera uma nova e relevante camada de informação. A Figura 3 representa a arquitetura proposta simplificada.

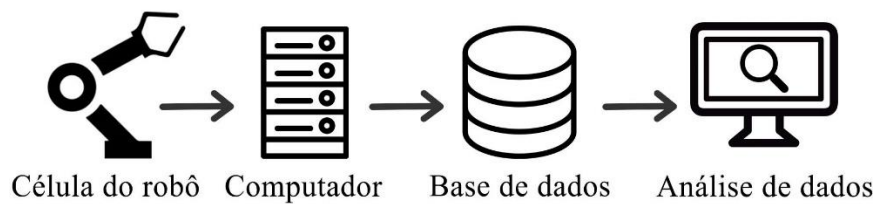


Figura 3: Representação simples da arquitetura

A célula do robô está em funcionamento e desta é retirado os dados que descrevem todo o funcionamento do robô, tal como o seu consumo energético, velocidade de trabalho, a tarefa a executar, o estado da operação entre outras coisas. Posteriormente, o computador faz a ponte entre a célula do robô e uma base de dados local, organizando esses dados de maneira detalhada. A base de dados oferece acesso à informação de todas as ocorrências do funcionamento da célula do robô, pronta para ser analisada.

Passemos a analisar a arquitetura proposta em detalhe representada na Figura 4, que é específica para ser testada num braço robótico

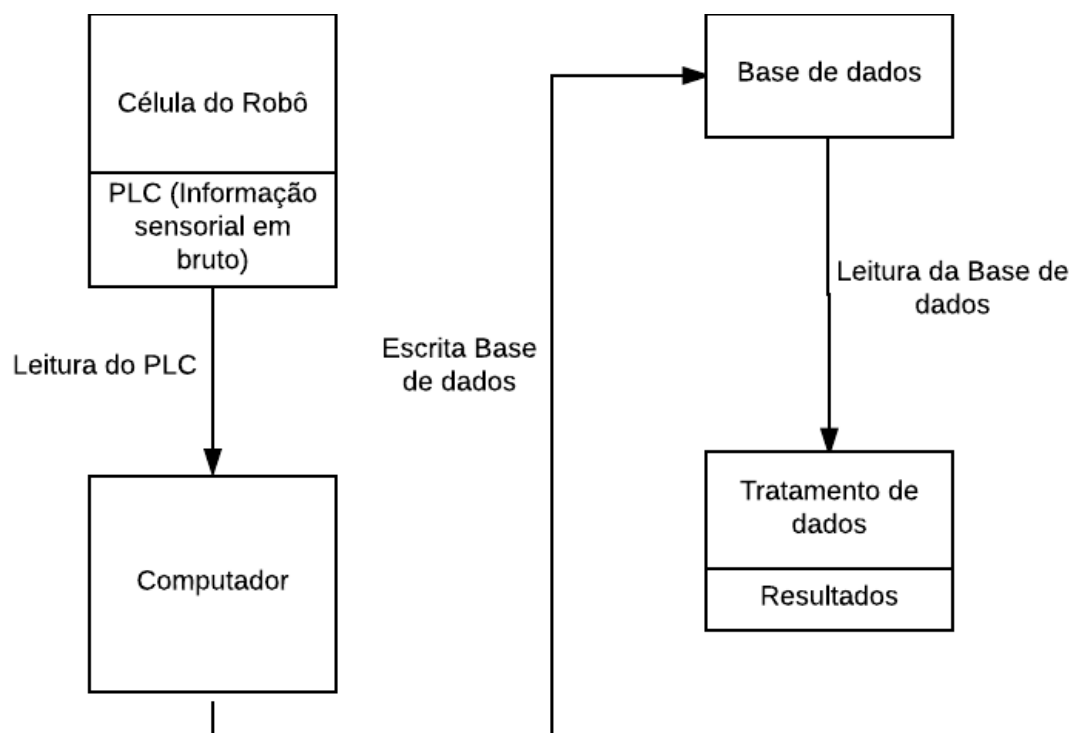


Figura 4: Arquitetura proposta

3.1 Célula do Robô

Na célula do robô, encontra-se o robô KUKA que executa um ciclo de trabalho dividido em quatro tarefas distintas. Estas tarefas contêm uma trajetória e um ciclo temporal fixo, que não é passível de ser alterado. O robô em a função de pegar numa peça, guiar a peça até um ponto específico para a peça ser perfurada, guiar a peça até outro ponto e largar a peça.

Ligado à célula do robô, existe um PLC (Programmable Logic Controller) que contem a configuração do processo. O processo é responsável por coordenar a execução das tarefas dos diferentes componentes que constituem a célula (robô, operador humano e sistema de segurança). O robô por sua vez tem um controlador responsável por executar as tarefas previamente codificadas, quando disparadas pelo PLC. Este controlador permite alterar algumas variáveis do robô como velocidade, trajetória a ser seguida, etc.



Figura 5: braço robótico KUKA

A Figura 5 mostra a célula do braço robótico para o caso de estudo. É responsável pela tarefa de transportar e soldar uma peça de carro. É possível também observar uma vista área da célula pela Figura 6.

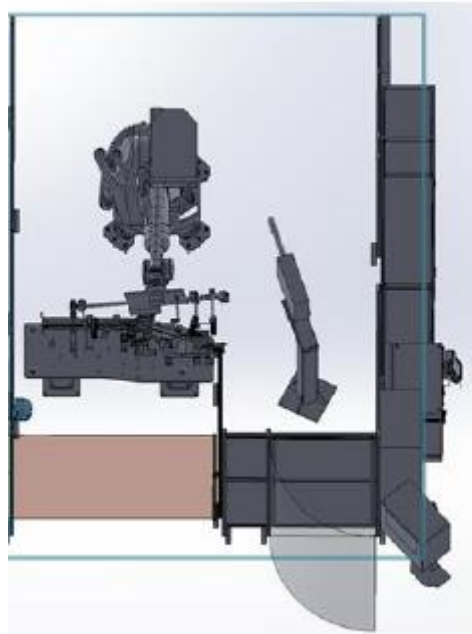


Figura 6: Célula do robô (introSYS)

A Tabela 1 apresenta os vários componentes que constituem a célula do robô KUKA. Também é possível verificar os componentes do PLC da marca *Allen Bradley* responsável pelo processo de execução e controlo. Uma vez que esta célula usa os standards (métodos próprios de programação e configuração) da companhia *Ford*, esta célula pode ser referida como KUKA/Ford.

Tabela 1 composição da célula KUKA

Component	Manufacturer	Type	Communication Interface
210 R2700 extra	KUKA	Robot	Proprietary/Ethernet IP
KR C4	KUKA	Robot controller	Proprietary/Ethernet IP
Gripper	IntRoSys	Robot gripper	Digital wiring
PLC	Allen Bradley	Controller	Ethernet IP
AB Safety I/O	Allen Bradley	I/O	Ethernet IP
PanelView Plus 1250	Allen Bradley	HMI	Ethernet IP
Loading Station (Tool)	IntRoSys	Subassembly	Digital wiring
Welding Gun	ARO	Joining Unit	n.a.
Scanner PLS3000	SICK	Operation safety	Digital wiring
Light Barrier C4000	SICK	Operation safety	Digital wiring

A peça a ser manuseada está ilustrada na Figura 7. É uma parte lateral da composição de um carro.

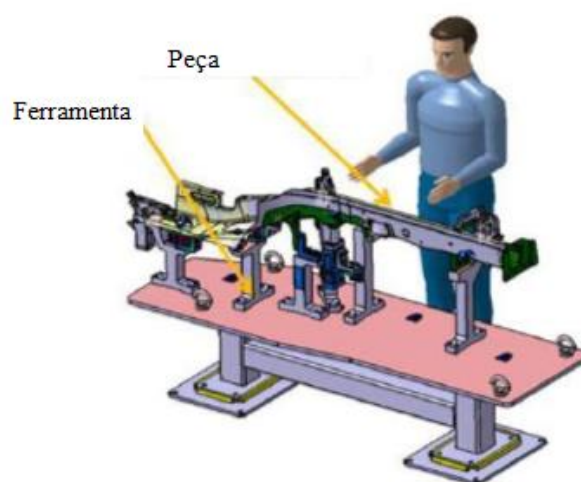


Figura 7: Esquema operador

A peça é colocada na estação (Ferramenta) pelo operador, ativando assim o processo de manter segura a peça, com o propósito de ser pega com precisão pelo braço robótico. A tarefa ou ciclo de trabalho do robô pode ser descrita da seguinte forma:

- O operador carrega a peça na estação;
- A estação segura a peça com precisão;
- O braço robótico segura a peça;
- A estação desbloqueia, e o robô transporta a peça;
- O processo de soldagem entra em execução;
- O robô retorna a peça na estação;
- A estação segura a peça;
- O operador retira a peça da estação;

3.2 Computador

Os dados do funcionamento em tempo real do robô, são retirados diretamente do PLC. Existe uma unidade computacional que está encarregue de fazer a ligação entre o PLC e uma base de dados online. Esta unidade computacional corre um programa que, periodicamente, lê os valores disponibilizados do PLC e regista na base de dados com uma amostra de um segundo.

A informação passível de consultar está limitada ao sistema já existente. Existem variáveis com unidades já estabelecidas às quais é necessário adaptar o estudo. Tais como a velocidade que é representada por percentagem em relação à sua velocidade máxima, sendo que 100% representa a velocidade máxima passível de operar e 0% o robô encontra-se imóvel. O mesmo se passa com o consumo, 0% o robô não está a consumir, 100% o robô está a consumir o máximo de corrente capaz.

3.3 Base de dados

A base de dados em funcionamento armazena dados através de uma tabela com várias entradas. Entre elas, informação sobre o consumo sobre os diferentes motores, tarefa a executar, possíveis erros nos sensores durante a operação, etc. A base de dados em si, está alojada na rede interna do sistema que disponibiliza os dados para análise posterior. O acesso a esta base de dados está limitado à rede interna, para segurança da informação.

3.4 Tratamento da informação

Esta camada está unicamente associada ao tratamento da informação. O objetivo é analisar os dados sobre o funcionamento do robô. As tarefas a executar, o respetivo consumo, a velocidade correspondente do modo de funcionamento, e o tempo que leva a terminar os ciclos de trabalho, é tudo informação passível de ser tratada criando relações relevantes entre essas mesmas variáveis.

O intuito desta secção, é estudar maneiras de tornar o ciclo de trabalho do robô mais eficiente em termos energéticos. Como primeiro passo, é interessante fazer variar a velocidade das operações do robô, i.e., colocar o robô a executar as tarefas do ciclo de trabalho em diferentes velocidades. Assim que essa informação esteja disponível para análise, pode isolar-se cada tarefa de ciclo de trabalho e medir o seu consumo, tendo assim informação detalhada sobre o consumo de cada tarefa dentro do ciclo de trabalho com diferentes velocidades de operação.

Posteriormente, com os dados do consumo de cada tarefa de ciclo de trabalho disponível, é possível fazer combinações de tarefas com as diferentes velocidades, i.e., executar a tarefa 1 à velocidade 10%, em seguida executar a tarefa 2 à velocidade 50%, tarefa 3 à velocidade 30%, etc. E assim encontrar um esquema de funcionamento ótimo com um consumo de energia mais baixo respeitando o mesmo tempo de ciclo inicialmente proposto.

Como representado na Figura 8, existe uma primeira camada (S) que calcula todos os consumos categorizados pela tarefa executada e pela velocidade de execução. A segunda camada (C) é responsável por fazer combinações desses consumos, escolher uma velocidade diferente para cada tarefa executada, desde que no final o tempo de execução do ciclo de trabalho seja o mesmo, e se mantenha inalterado. Por fim, como resultado, é apresentada a melhor combinação

possível com o objetivo de tornar o ciclo de trabalho com o mesmo tempo de execução, mas com um consumo energético menor.

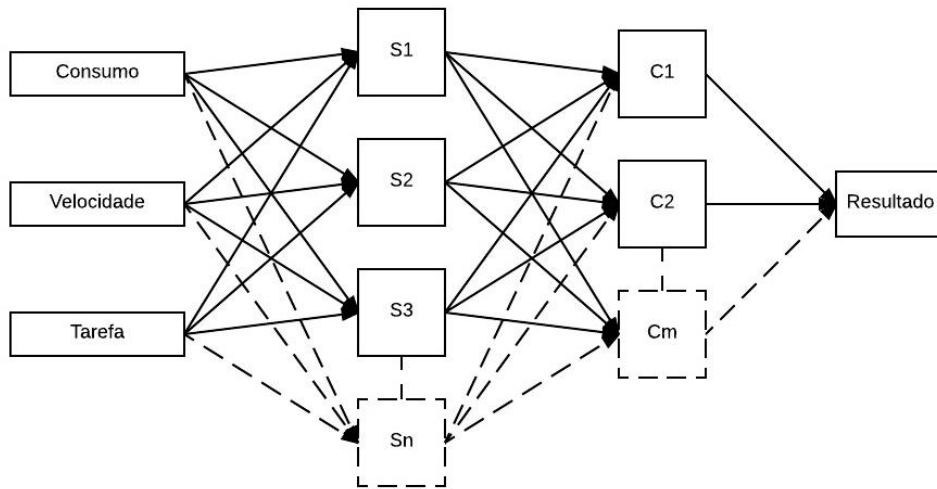


Figura 8 Modelo de camadas de tratamento da informação

S – Esta camada é responsável por calcular todos os consumos dependendo da sua velocidade e tarefa a executar. Existe como input as variáveis *consumo*, *velocidade* e *tarefa* para poder discriminar os diferentes consumos. É necessário calcular o total do consumo do robô ao executar a *tarefa* x e com a *velocidade* y . O resultado desta camada é um conjunto de valores de consumos energéticos resultantes das variáveis *tarefa* e *velocidade*.

Pretende-se calcular o consumo de determinada sub-tarefa, somando todas as amostras durante o intervalo de execução dessa sub-tarefa. Pode-se referir como o consumo energético do robô ao executar a sub-tarefa x à velocidade y , durante o instante t_0 e t_1 é definido da seguinte forma:

$$Consumo|_{v=y;t=x} \rightarrow \sum_{t_0}^{t_1} (Consumo * \theta_t * \theta_v) \quad (1)$$

Sendo, θ a função *heavyside* ou função *degrau*, tanto para a velocidade como para a tarefa a executar

$$\theta_t = \begin{cases} 1, Job_n = 1 \\ 0, Job_n = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\theta_v = \begin{cases} 1, Velocidade_n = n \\ 0, Velocidade_n \neq n \end{cases} \quad (3)$$

O *output* da camada **S**, resulta num conjunto de consumos identificados pela sua velocidade de execução, e a tarefa executada.

A Figura 9 ilustra todos os consumos referidos, de acordo com a velocidade, a tarefa como também a duração de execução de cada tarefa. Não apenas a duração de todos o ciclo de trabalho à mesma velocidade.

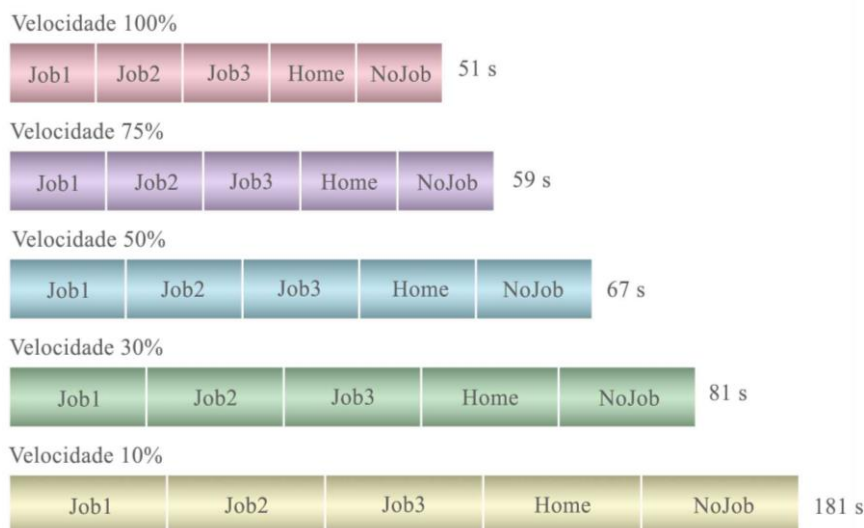


Figura 9 Diagrama ilustrativo de cálculo de consumos

C – A camada C é responsável por executar varias e diversas combinações de consumos. Isto é, recebe como *input* diversos consumos, em que cada consumo contém uma velocidade de execução e uma tarefa executada associadas. A sua tarefa é fazer combinações, juntando diferentes tarefas com diferentes velocidades até completar um ciclo de trabalho com um tempo de duração de ciclo igual ou muito semelhante ao original. A Figura 10 ilustra uma possível combinação onde podemos encontrar o Job1 – 100%; Job2 – 50%, Job3 – 10%, Home – 50%, Nojob – 30%. Esta camada tem como *output* várias combinações possíveis para um modo de funcionamento do robô, fazendo variar a velocidade de execução dependendo a respetiva tarefa.



Figura 10 Diagrama ilustrativo de combinação de consumos

Resultados – A camada que vem por último, é responsável pela comparação entre as combinações geradas em C. Nesta camada entram fatores como o consumo total de cada combinação, e a duração de execução de cada combinação. Como *output* desta camada, é apresentada a melhor combinação possível tendo em conta a duração de execução do ciclo, que é exigida a semelhança com a duração de ciclo pré-estabelecida.

4 Implementação

A solução implementada segue a arquitetura representada pela Figura 11

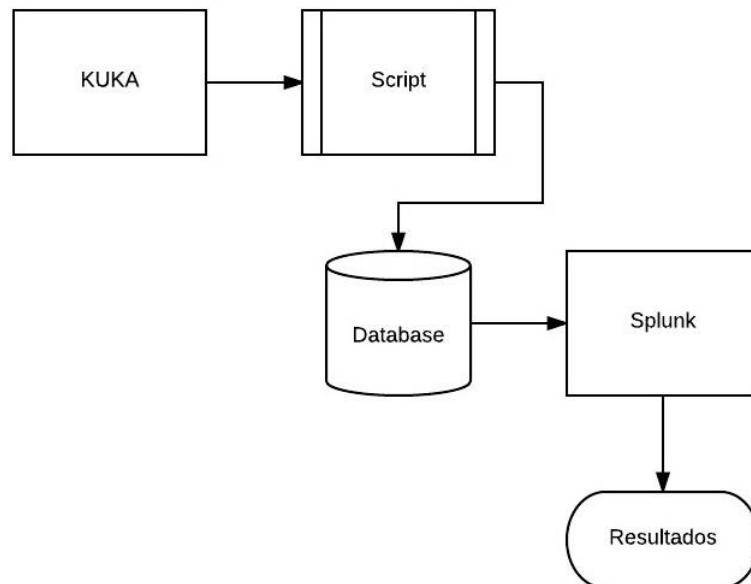


Figura 11: Fluxograma da implementação

O bloco *KUKA* representa a célula do robô onde se encontra o robô que executa o seu ciclo de trabalho. A ele está ligado o PLC que o controla e de onde é possível extrair a informação sobre o seu funcionamento, como dados de consumo, tarefa a executar, velocidade de execução, entre outras variáveis.

O bloco *Script* representa uma unidade de processamento que, extrai a informação do PLC associado à célula do robô. Através de um *script*, periodicamente é registado na base de dados os dados extraídos do PLC, a fim de armazenar o estado de execução do ciclo de trabalho do robô ao segundo.

A *Database* é uma base de dados implementada com a tecnologia MongoDB(Anon n.d.), tem a capacidade de armazenar informação possível de atingir dimensões volumosas de espaço, escalável, e capaz de lançar serviços em sistemas operativos de código aberto.

O bloco Splunk é a ferramenta utilizada para processar os dados. A plataforma Splunk (Anon n.d.). Esta plataforma possibilita aplicar formulas matemáticas, estabelecer relações entre variáveis com a finalidade de extrair informação relevante, identificar padrões.

Este framework é fortemente usado em áreas diversas da tecnologia e investigação como a banca e finanças ou nas áreas de IT e redes de computação. É uma plataforma robusta que permite uma análise completa e configuração rápida para que não haja necessidade de grandes alterações sempre que haja mudanças na estrutura de dados a analisar. Faz parte também da ferramenta, a possibilidade de guardar estudos e análises anteriormente feitas em relatórios dinâmicos, que salvaguardam a análise contínua aos dados produzidos em tempo real.

A Figura 12 ilustra o ambiente gráfico da plataforma. É possível, através de *queries*, navegar entre todos os dados relacionando variáveis e criando novas variáveis. E assim extrair o máximo de informação possível, em tempo real ou não, e em determinados intervalos temporais.



Figura 12: Ambiente da plataforma SPLUNK

O Splunk acessa a base de dados automaticamente, segundo configurações acessíveis pela plataforma. Uma vez dado acesso à base de dados através da rede interna, a plataforma Splunk consegue manter uma conexão recursiva à base de dados. Não é necessário que o Splunk esteja a correr na mesma máquina que a base de dados, é possível aceder remotamente.

O bloco resultados representa o output do *Splunk*, com a informação sobre o consumo energético das diferentes tarefas a diferentes velocidades. Faz parte deste bloco calcular as melhores combinações possíveis para encontrar uma solução de execução do ciclo de trabalho com um consumo de energia mais baixo restringido à duração do ciclo total de trabalho.

4.1 Formato de dados

Cada entrada na base de dados contém uma série de variáveis que estão representadas na Tabela 2. Para a realização do estudo, são importantes alguns parâmetros em particular, tais como *date*, *Home*, *Job*, *Velocity*, *A*; que representam respectivamente a data, a tarefa de retornar o robô à posição inicial, a tarefa a executar, a velocidade de execução, consumo.

As entradas dos dados retirados do PLC encontram-se detalhadas na Tabela 2 abaixo.

Tabela 2- Dados disponíveis da base de dados

date	Data da entrada na tabela com precisão de segundos
mode	Indica o funcionamento da máquina: 2-manual 3-automático
ready	Estado pronto para começar novo ciclo
step	Tarefas a executar
error	Booleano de valor 1 se existir um erro
error_type	Descrição do erro caso haja um erro na amostra
CurCycleTime	Posição no ciclo de trabalho em formato timestamp
LastCycleTime	Duração do ciclo de tarefas anterior em formato timestamp
Home	Posição inicial
Job	Trabalho a executar (pode conter diversas tarefas)
velocity	A velocidade de execução do robô
A	Consumo de cada motor (1-6)

4.2 Ciclos de trabalhos

Passemos a analisar com algum detalhe a atividade do robô. A Figura 13 apresenta a execução da sub-tarefa 1 (azul), 2 (amarelo), 3 (vermelho). É de salientar que estas variáveis de sinalização são ativas no início da execução da respectiva sub-tarefa, mas são desativas apenas no final do ciclo total. Isto tem como consequência a sobreposição das diferentes variáveis de sinalização durante os ciclos

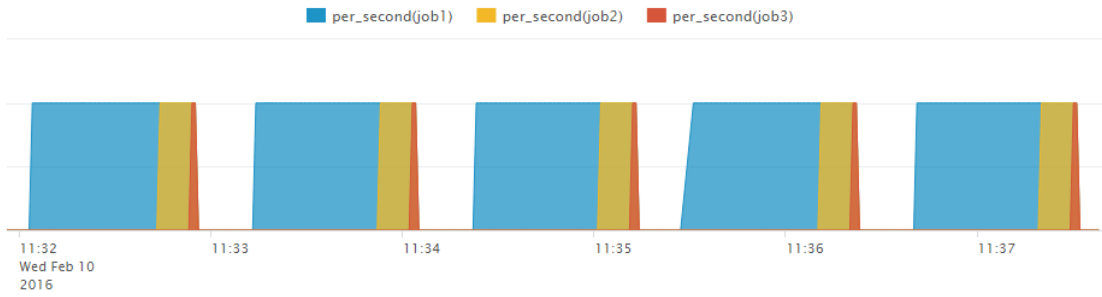


Figura 13: Diagrama temporal das variáveis trabalho

De forma a representar de maneira mais legível quando cada sub-tarefa é terminada, foram criadas novas variáveis para que cada variável de sinalização seja iniciada e terminada de acordo com o início e fim da respetiva execução de trabalho. Vejamos na Figura 14 que o diagrama temporal das novas variáveis de trabalho já não se sobrepõem.

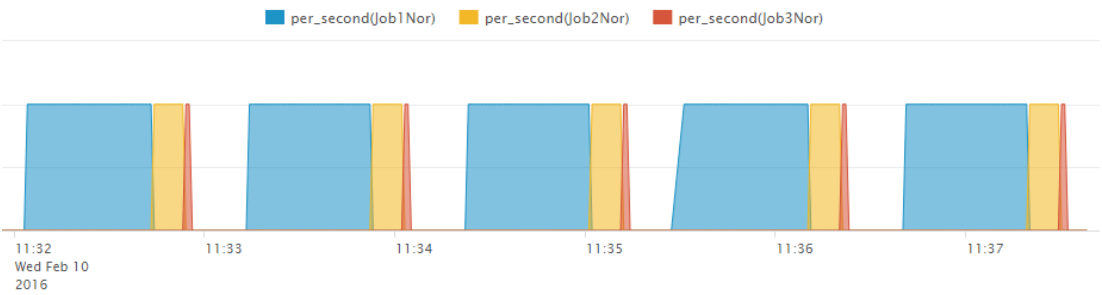


Figura 14: Diagrama temporal das novas variáveis de trabalho

As novas variáveis foram calculadas segundo as equações:

$$\begin{cases} Job1Nor = job1 - job2 \\ Job2Nor = job2 - job3 \\ Job3Nor = job3 \end{cases} \quad (4)$$

A equação (4) representa as novas variáveis de sinalização, que agora são fieis ao início e ao fim da respetiva sub-tarefa. Agora que se torna mais perceptível quando é iniciado e terminado cada trabalho, analisemos a relação do consumo do motor 1 com os ciclos de trabalho. Como demonstra na Figura 15.

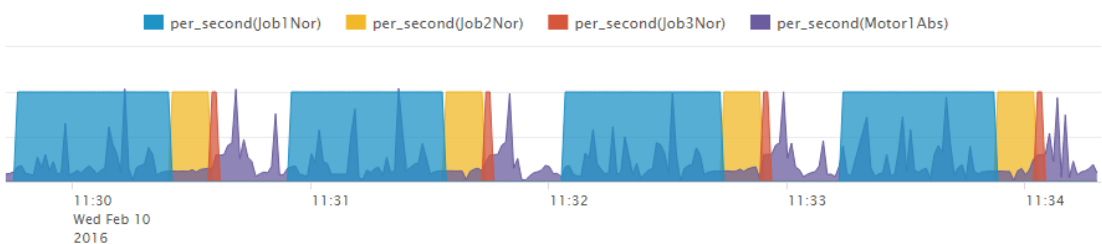


Figura 15: Diagrama temporal dos ciclos de trabalho e consumos do Motor 1

O diagrama da Figura 15 foi gerado a partir da seguinte query aplicada à caixa de busca do *Splunk*:

```
source | eval Job1Nor = (job1 - job2) * 20, Job2Nor = (job2-job3) * 20, Job3Nor = (job3* 20 ), Motor1Abs = (abs(a1)) | timechart span=1s per_second(Job1Nor) per_second(Job2Nor) per_second(Job3Nor) per_second(Motor1Abs)
```

Note-se que, a variável *Motor1Abs*, é o valor absoluto do consumo do motor. Embora a variação do sentido da corrente apresente valores negativos de consumo, esse fenómeno não é contemplado na Figura 15, pois é utilizado o valor absoluto, ou o módulo. Os valores negativos do consumo representam a rotação dos motores do braço robótico no sentido inverso.

Interpretando as novas variáveis de sinalização [*Job1Nor*, *Job2Nor*, *Job3Nor*] como função *Heaviside step* conseguimos isolar os consumos nos intervalos desejados. Como representado na Figura 16, temos apenas o consumo do motor 1 durante a execução do trabalho 1.

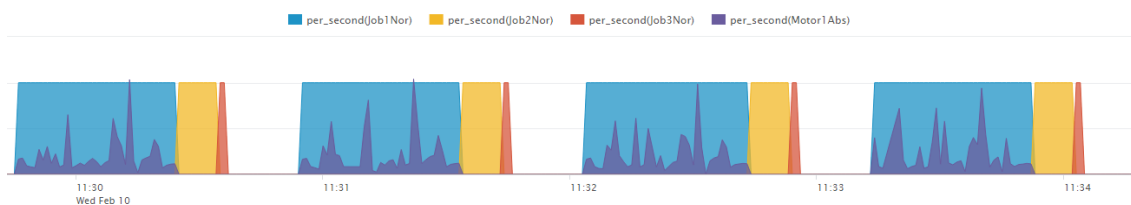


Figura 16: Diagrama temporal do consumo do motor 1 na execução do trabalho 1

O diagrama da Figura 16 foi gerado a partir da seguinte query aplicada à caixa de busca do *Splunk*:

```
source= | eval Job1Nor = (job1 - job2) * 20, Job2Nor = (job2-job3) * 20, Job3Nor = (job3* 20 ), Motor1Abs = ((job1 - job2)*abs(a1)) | timechart span=1s per_second(Job1Nor) per_second(Job2Nor) per_second(Job3Nor) per_second(Motor1Abs)
```

Seguindo o mesmo procedimento consegue-se extrair informação sobre o consumo de cada motor em cada ciclo de trabalho.

$$\frac{\sum_{t_0}^{t_1} (\text{Consumo} * \text{Job1Nor})}{N} \Leftrightarrow \sum_{t_0}^{t_1} \left(\frac{\text{Consumo} * \text{Job1Nor}}{N} \right) \quad (5)$$

É de referir que o valor do consumo de cada motor está representado numa escala de percentagem em relação à corrente máxima que o motor pode consumir. No entanto, ao calcular um somatório com as unidades em percentagem, não invalida a possibilidade de fazer uma conversão para unidades reais no final. Como explica a equação:

$$\sum (I_{max} \times C_1 + I_{max} \times C_2 + \dots + I_{max} \times C_n) \leftrightarrow I_{max} \times \sum_1^n C_k \quad (6)$$

4.3 Tratamento de erros durante a aquisição de dados

Como foi visto anteriormente, existe falta de informação durante os ciclos de trabalho do robô. A Figura 17 consegue ilustrar esse fenómeno. Ao longo do diagrama temporal, existem pontos de descontinuidade no gráfico que reflete a falta de amostras na aquisição de dados.

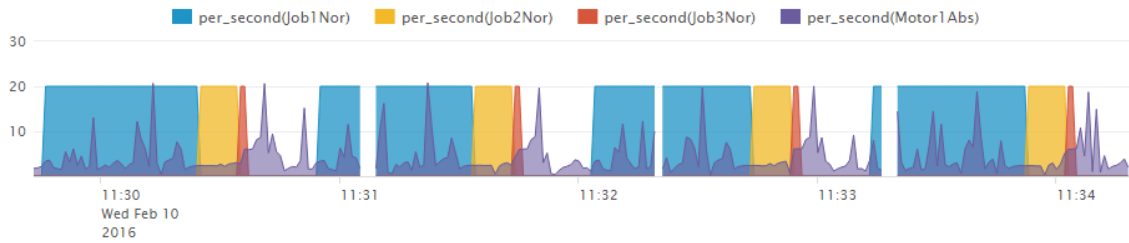


Figura 17: Diagrama temporal com ilustração de falta de dados

Sendo que a aquisição de dados tem um tempo entre cada amostra de 1 segundo, a Figura 17, mostra que existem pontos de amostragem que se perderam aleatoriamente durante o processo de aquisição de dados. Para minimizar o erro de cálculo do consumo energético, foi adotada a seguinte abordagem:

Optou-se por preencher os lugares vazios (falta de amostras) no diagrama temporal com a média do consumo durante a tarefa a executar, i.e., sempre que faltarem amostras durante a tarefa 1, esses lugares vazios vão ser preenchidos com amostras com um consumo equivalente à média consumida durante a tarefa 1. Desta forma, o erro no cálculo do consumo acaba por ser menor, do que quando ignorados os erros na leitura do consumo. Repare nas seguintes expressões matemáticas:

$$\text{Consumo disponível} = \sum_{t_0}^{t_1} \text{Amostras de consumo} \quad (7)$$

$$\text{Média de consumo} = \frac{\sum_{t_0}^{t_1} \text{Amostras de consumo}}{\text{Número de amostras}} \quad (8)$$

$$\text{Consumo disponível} = \text{Média do consumo} * \text{Número de amostras} \quad (9)$$

Até este ponto, é possível calcular o valor consumido disponível pela expressão (9). Embora que para calcular o valor mais próximo ao consumo real apesar da falta de dados, é necessário substituir o *Numero de amostras* da expressão (9), pelo número de segundos entre t_0 e t_1 . Isto é possível porque a frequência de amostragem é igual a 1 segundo. Portanto, supostamente todos os segundos têm uma amostra, caso contrário estamos na ocorrência de erro de amostragem como ilustra a Figura 17.

$$seconds_{t_0}^{t_1} = Samples_{t_0}^{t_1} (10)$$

$$Consumption\ approximate = Consumption\ average * seconds_{t_0}^{t_1} (11)$$

Desta forma, transformamos o diagrama inicial da Figura 17 com espaços vazios referentes às amostras em falta, no diagrama da Figura 18 ao qual foi preenchido com valores que relacionados com o consumo nesse intervalo de tempo, no lugar desses espaços vazios.

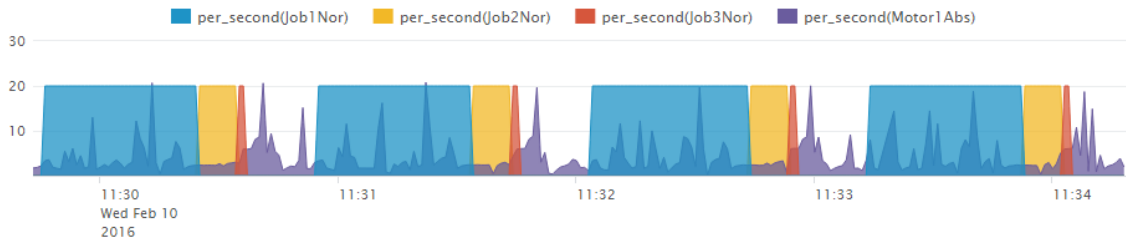


Figura 18: Diagrama temporal com correção de erros

Conseguimos então, através da expressão (11), calcular e isolar novamente o consumo do robô ao executar uma determinada tarefa dentro do seu ciclo de trabalho.

$$Consumption\ Job1 = \sum_{t_0}^{t_1} \left(\frac{Consumption\ samples}{Number\ of\ samples} * seconds_{Job1} * Job1 \right) (11)$$

4.4 Variação da velocidade

Este ponto é o mais importante na fase de implementação. É necessário fazer variar a velocidade cuja máquina opera. Isto resulta em ciclos de trabalho diferentes, sendo que com uma velocidade maior, as tarefas do robô são executadas mais rapidamente, e com uma menor velocidade as tarefas tornam-se mais demoradas. Ainda assim, não é claro que o consumo energético do robô seja inversamente proporcional à velocidade de execução. Há que ter em conta que um movimento lento, ou até uma posição fixa do braço robótico pode ter consumos

energéticos elevados quando comparados a um movimento fluido e rápido do mesmo braço robótico.

Exemplo:

Para o cálculo dessa média entraram todos as tarefas *Job1* disponíveis nos dados. Na Figura 19, a linha horizontal representa o valor médio do consumo nas tarefas *Job1*.

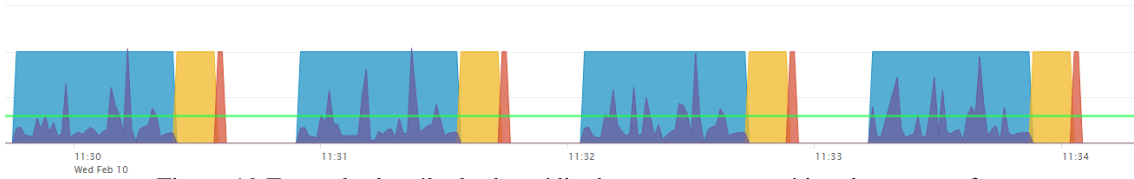


Figura 19 Exemplo do cálculo da média do consumo energético de uma tarefa

A média do consumo representado no diagrama da Figura 19 foi gerado a partir da seguinte query aplicada à caixa de busca do *Splunk*:

```
source | where velocity = 10 | eval energy = ((abs(a1) + abs(a2) + abs(a3) + abs(a4) + abs(a5) + abs(a6)) )| stats avg(energy)
```

A Figura 20 ilustra o cálculo dos valores da duração da tarefa. As linhas verticais representam o início e fim da tarefa *Job1*. Sendo que os valores de duração de uma tarefa são calculados pela diferença entre essas duas retas. Lembra-se que, o valor é medido nas unidades de segundo, que é igual ao número de amostras existentes, já que a frequência de amostragem é de um segundo.

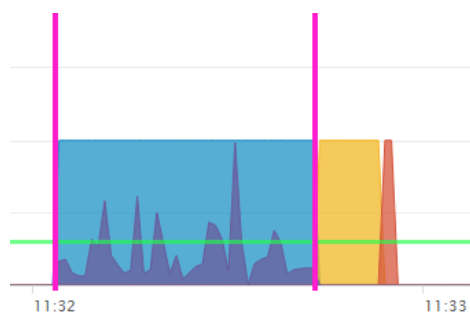


Figura 20 Exemplo do cálculo dos valores da duração das tarefas do robô

A Figura 21 ilustra o cálculo do valor energético consumido durante uma tarefa Tabela 6. A média do consumo por amostra durante a execução da tarefa *Job1*, é representada pela linha verde. Esse valor após multiplicado pela duração do período da tarefa *Job1*, dá-nos o valor energético consumido durante a tarefa *Job1*. Segundo este procedimento podemos chegar ao valor aproximado do consumo de uma tarefa do ciclo de trabalho.

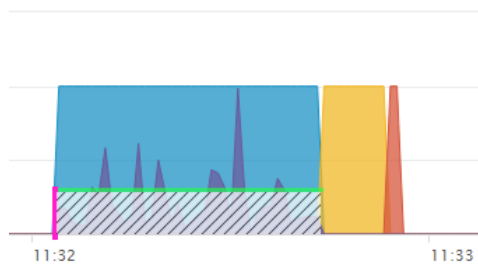


Figura 21 Exemplo do cálculo do consumo energético do robô por tarefa

Desta forma acredita-se ser a maneira mais fiel do cálculo do consumo energético do robô durante os seus ciclos de trabalho com diferentes velocidades. É claro que, a falta de alguns dados devido a erros na secção de aquisição de dados, é complicada de colmatar. Ainda assim, assumindo que esses valores de consumo não estarão longe da média do consumo total, podemos ter uma ideia mais próxima da realidade sobre o valor do consumo total de um ciclo de trabalho.

4.5 Indicadores de consumo instantâneo

Com a framework utilizada, é possível criar painéis de visualização em tempo real. Foi construído um painel com indicadores dos últimos consumos instantâneos do robô.

Na Figura 22 pode verificar-se a painel informativo com os consumos instantâneos dos cinco motores para as quatro diferentes tarefas que constituem o ciclo de trabalho do robô. Ainda assim, é possível consultar o gráfico do consumo do motor 1 para as diferentes tarefas ao longo dos últimos quatro ciclos. Este infograma pode ser alterado para a consulta de um dos outros quatro motores constituintes do robô.

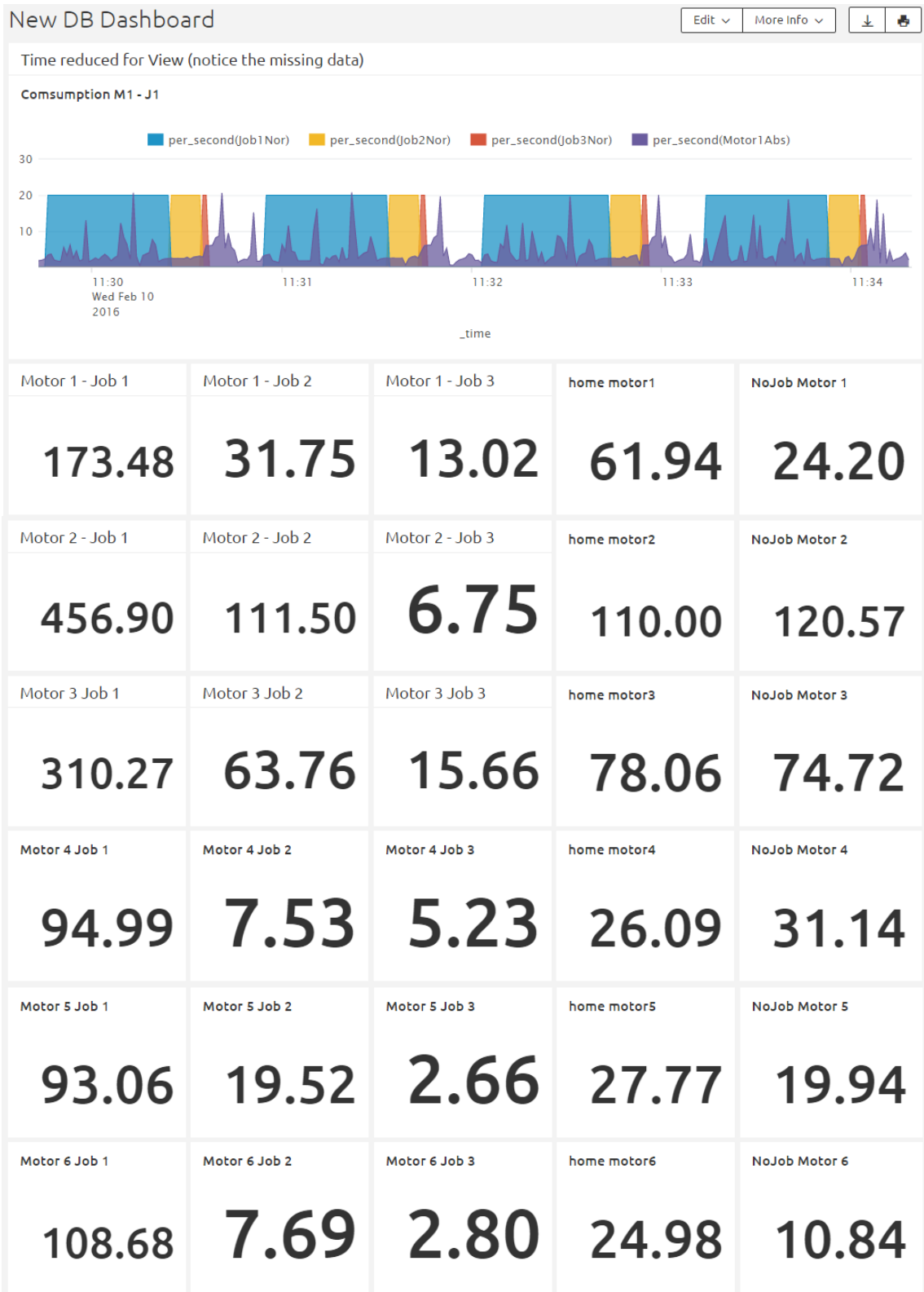


Figura 22 Painel de indicadores

5 Caso de estudo

5.1 Análise de dados recolhidos

Às onze horas do dia dez de maio de 2016, foi retirado durante 5 horas dados relativos ao funcionamento da máquina no seu modo de funcionamento normal. Conseguiu-se então cerca de 16700 entradas com informação do consumo do e tarefas executadas pela máquina.

Seguindo o procedimento sem ter em conta os erros na aquisição dos dados, consegue-se extrair informação sobre o consumo de cada motor em cada ciclo de trabalho. A Tabela 3 apresenta uma média dos valores consumidos por motor em cada ciclo de trabalho. Existem ainda alguns aspetos importantes a referir:

1. A média foi calculada com base em 29 ciclos de trabalho, entre as horas 11:29:46 e 12:03:04. Isto porque este intervalo de tempo continha uma maior consistência de dados.
2. Embora o período de 00:33:18 contenha dados consistentes, existem falhas de amostras, embora mínimas.
3. O cálculo foi baseado no somatório do consumo em cada segundo, pertencente a cada intervalo de cada ciclo. E fazendo uma média entre os 29 ciclos selecionados. Sendo 29 ciclos uma amostra considerável, minimizando os erros de falta de amostras.

$$\frac{\sum_{t_0}^{t_1}(\text{Consumo} * \text{Job1})}{N} \Leftrightarrow \sum_{t_0}^{t_1} \left(\frac{\text{Consumo} * \text{Job1Nor}}{N} \right)$$

$$\begin{cases} t_0 = 11:29:46 \\ t_1 = 12:03:04 \\ N = 29 \end{cases}$$

Tabela 3 Tabela de consumos dos trabalhos da máquina

Motor	Job1	Job2	Job3	Home	No Job
Motor 1	173.48	31.75	13.02	61.94	24.20
Motor 2	456.90	111.50	6.75	110.00	120.57
Motor 3	310.27	63.76	15.66	78.06	74.72
Motor 4	94.99	7.53	5.23	26.09	31.14
Motor 5	93.06	19.52	2.66	27.77	19.94
Motor 6	108.68	7.69	2.80	24.98	10.84

Às duas horas do dia um de junho de 2016, foi retirado durante 4 horas dados relativos ao funcionamento da máquina com diferentes modos de velocidade. Conseguiu-se então cerca de 7440 entradas com informação do consumo do e tarefas executadas pela máquina com diferentes velocidades.

A Tabela 4 contém a informação sobre a média do consumo, i.e., foi utilizada a expressão (2). A média foi calculada através de vários ciclos de trabalho, mas apenas para a velocidade e tarefa associados. A velocidade varia entre os 100% e 10%.

Tabela 4 Média do consumo do robô com variação de velocidade

Velocidade (%)	Job1	Job2	Jo3	Home	Nojob	Total
100	22.308	4.1348	0.3716	4.6501	4.2661	35.544
75	20.438	4.8800	0.6924	4.6504	3.7796	34.069
50	18.120	4.0187	0.7038	3.8324	2.8748	29.192
30	19.891	4.7892	1.1252	3.6869	2.9347	32.068

10	19.991	5.0805	2.2169	2.7798	2.1729	31.787
Normal	17.630	3.6000	0.6080	4.8900	4.4500	31.208

A Tabela 5 apresenta informação sobre a duração de cada tarefa do ciclo de trabalho do robô com a sua respetiva velocidade. Note que, como as unidades da tabela se representam em segundos, é também igual ao número de amostras num caso ideal. Caso ideal em que não existe perdas de amostras devido a erros da camada de aquisição de dados. Sendo estes valores equivalentes à equação (4).

A coluna nominada por Total, representa o valor total do ciclo de trabalho do robô. E como seria de esperar, quando maior a velocidade de operação, mais rápida é a duração da tarefa a ser executada.

Tabela 5 Duração em segundos da tarefa com variação das velocidades

Velocidade (%)	Job1	Job2	Jo3	Home	Nojob	Total
100	30	5	1	8	7	51
75	32	8	2	9	8	59
50	38	9	3	9	8	67
30	49	14	4	10	10	87
10	107	37	9	11	17	181
Normal	38	10	2	10	9	69

A Tabela 6 apresenta o valor da energia consumida em média durante um ciclo de trabalho. Esta tabela surge através da formula (6). Multiplicando a média do consumo energético pela duração do período desse consumo, i.e., a multiplicação da Tabela 4 pela Tabela 5 resultando na Tabela 6. Mais uma vez, os valores da Tabela 6 apresentam o consumo de cada tarefa durante um ciclo de trabalho, este valor foi calculado com base em todos os ciclos de trabalhos disponíveis nos dados.

Tabela 6 Valor dos consumos energéticos em média por ciclo de trabalho

Velocidade (%)	Job1	Job2	Jo3	Home	Nojob	Total
100	669.25	20.674	0.3710	37.203	29.863	757.36
75	654.03	39.040	1.3840	41.853	30.237	766.55
50	688.56	36.168	2.1110	34.492	22.990	784.33
30	974.65	67.049	4.5010	36.863	29.347	1112.4
10	2139.1	187.98	19.952	30.578	36.939	2414.5
Normal	669.94	36.000	1.2160	48.900	40.050	796.10

Depois de ter acesso aos dados sobre o funcionamento do robô é necessário analisar e estudar a melhor maneira de criar informação relevante a partir dos mesmos. A informação existente adquirida do robô, tem aspetos importantes que podem ajudar a encontrar um modo de funcionamento mais eficiente quanto ao consumo de energia. Passemos a analisar os dados adquiridos:

Existe uma relação entre a velocidade de execução com o tempo de ciclo, como é esperado. Uma vez que as tarefas são exatamente as mesmas, e o ciclo é idêntico, quando executado com uma velocidade superior, o tempo de execução torna-se mais curto. Como ilustra o infograma da Figura 23.

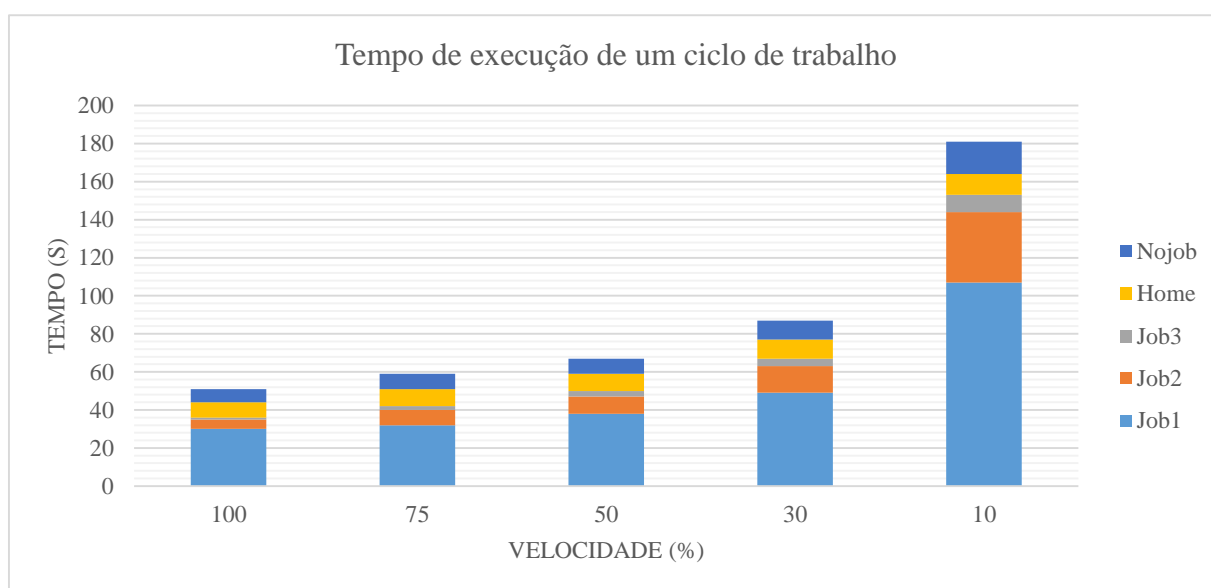


Figura 23 Diagrama relativo à variação de velocidade

Analisando a Figura 24, Figura 25 e Figura 26 verifica-se um caso particular não esperado à partida. Quanto maior a velocidade de operação do robô, menor o seu consumo. Isto porque, embora a média do consumo por segundo seja mais baixa na velocidade de operação 10, o tempo de execução da tarefa é bastante demorada. Fazendo assim um consumo energético bastante agravado quando comparado ao consumo de uma velocidade superior.

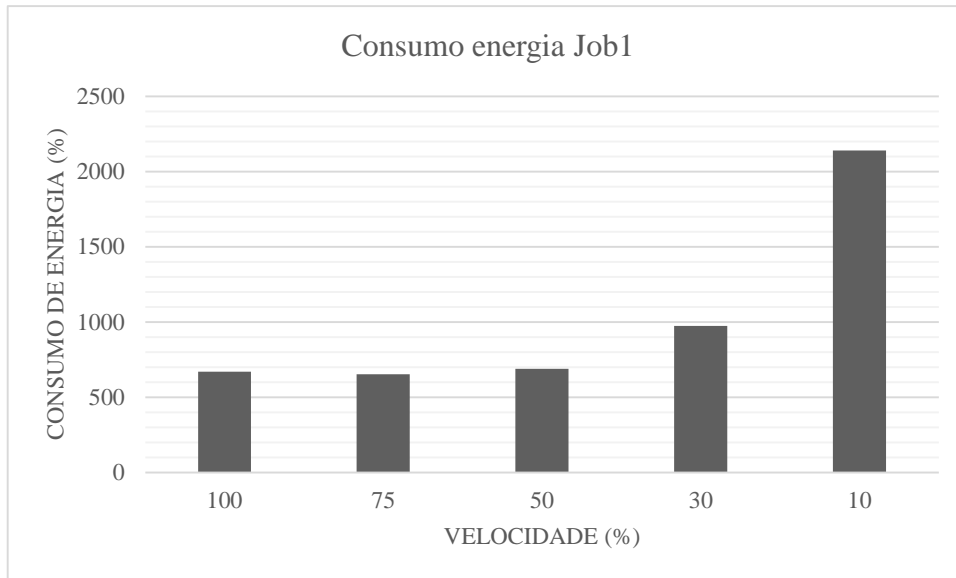


Figura 24 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Job1

Pode confirmar-se que a variação do consumo energético conforme a velocidade. Sendo que, à velocidade de 75% encontra-se o consumo energético mais reduzido até mesmo que à velocidade de 100%. E em seguida, o consumo sobe quando a velocidade é reduzida.

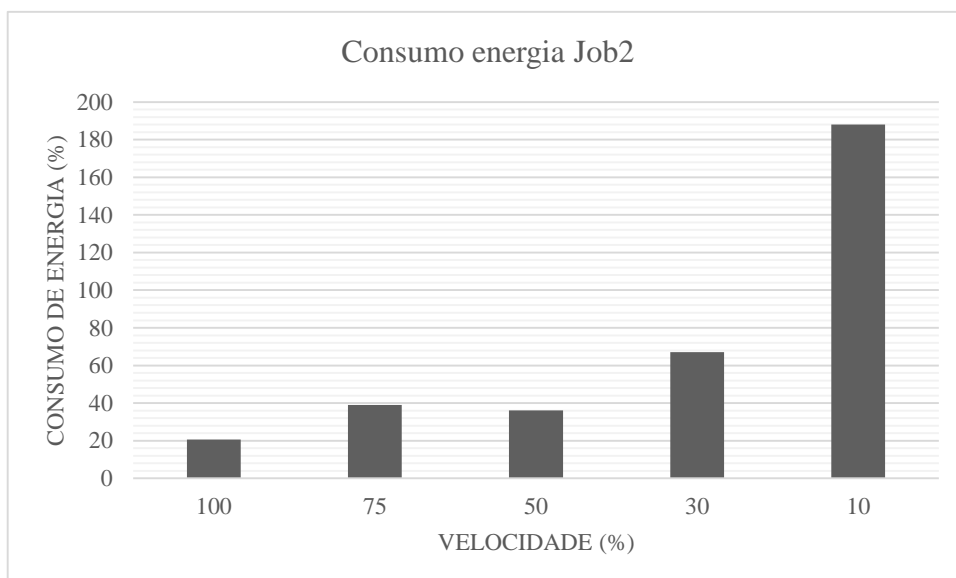


Figura 25 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Job2

Pode confirmar-se mais uma vez que a variação do consumo energético conforme a velocidade durante a execução da tarefa *Job2*. Sendo que, à velocidade de 75% encontra-se um consumo energético menos reduzido a velocidade de 50%. E em seguida, o consumo sobe quando a velocidade é reduzida.

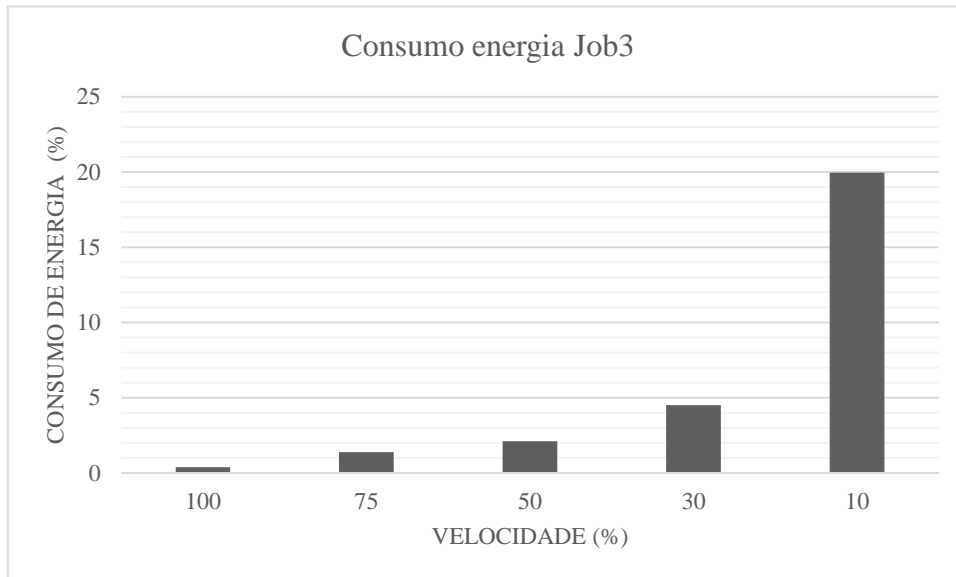


Figura 26 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Job3

Na execução da tarefa *Job3* pode também confirmar-se a variação do consumo energético conforme a velocidade. Sendo que, o consumo sobe quando a velocidade é reduzida, sem qualquer exceção. Ainda assim, podemos verificar um consumo excessivamente alto quando a tarefa é executada à velocidade de 10%

No caso onde se encontra a Figura 27 e Figura 28, o consumo energético encontra-se mais dividido. Não existe propriamente uma relação direta entre a velocidade de execução de uma tarefa com o seu consumo.

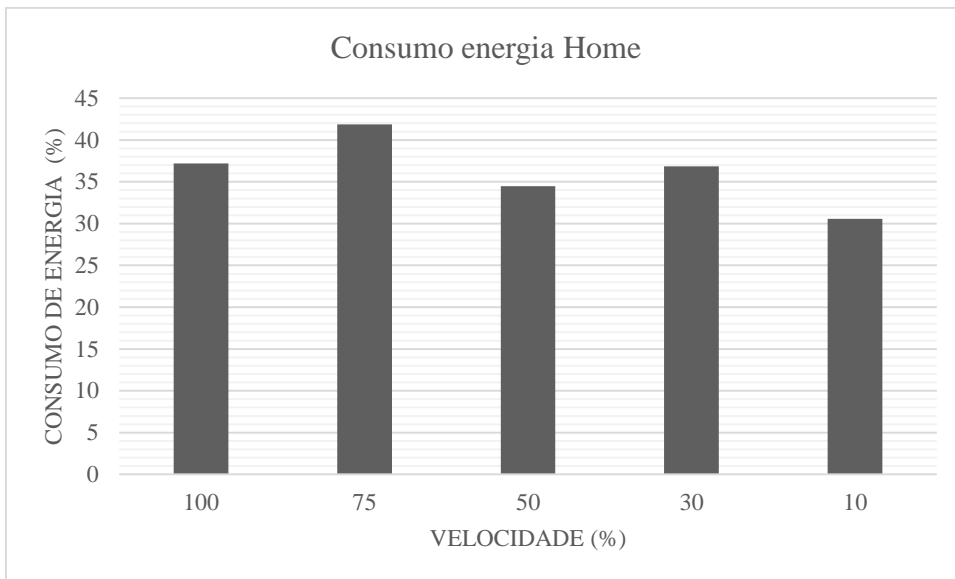


Figura 27 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Home

Durante a execução da tarefa *Home*, que representa a tarefa de retorno à posição inicial do robô, não existe uma relação direta entre o consumo energético e a velocidade de execução. Embora seja possível reconhecer um padrão de que quando mais reduzida for a velocidade, mais baixo é o consumo, com algumas exceções relativamente à velocidade de 75% e 30%.

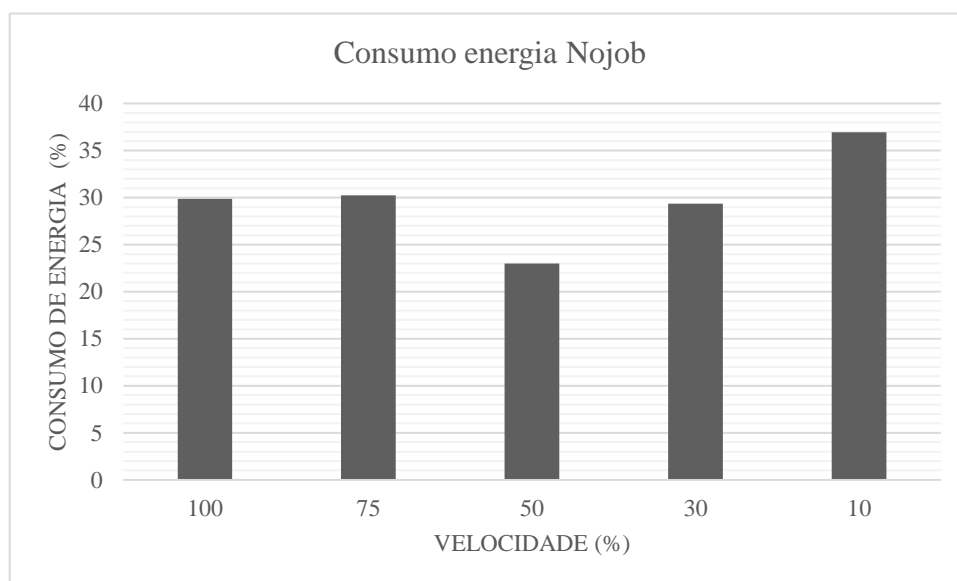


Figura 28 Diagrama do consumo energético durante a tarefa Nojob

Na figura Figura 28 é possível reconhecer um padrão de que quando maior a velocidade, mais baixo é o consumo, com algumas exceções relativamente à velocidade de 10% e 75%.

Até então, os diagramas da Figura 24, Figura 25, Figura 26, Figura 27 e Figura 28 ilustram de forma isolada o consumo de cada tarefa que compõe um ciclo de trabalho. Nem sempre existe uma relação direta entre o consumo e a velocidade e execução. Se for adotado um ponto de vista

abstrato sobre as operações do robô, é irrelevante conhecer as tarefas executadas. Somente é interessante conhecer essas mesmas tarefas do ponto de vista energético.

A Figura 29 ilustra o consumo de todo o ciclo de trabalho em função da velocidade de execução do robô. Sendo que, a velocidade denominada como N seja a velocidade de funcionamento normal do robô, que equivale a uma velocidade aproximada dos 50%

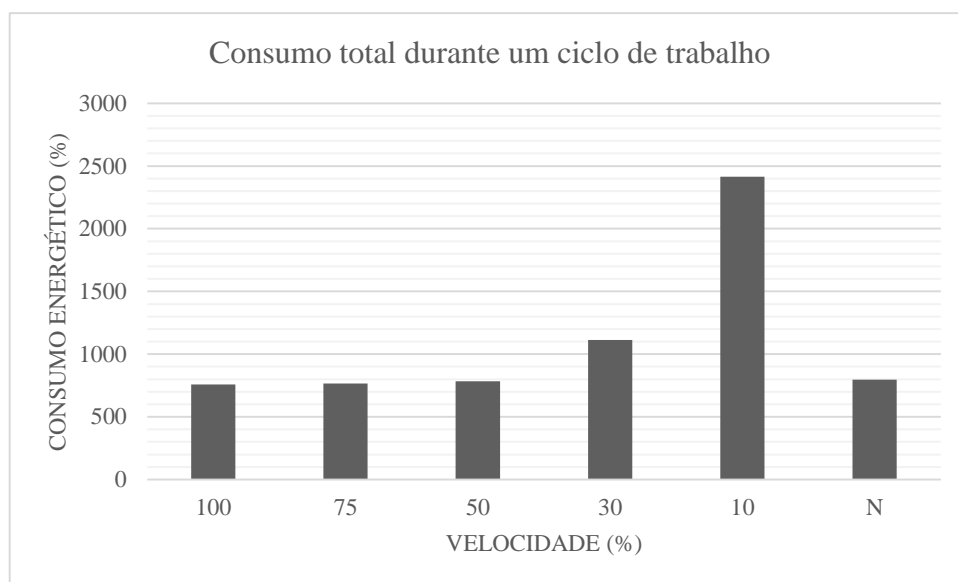


Figura 29 Diagrama de consumo energético durante todo o ciclo de trabalho

5.2 Solução de combinação de diferentes velocidades

Este subcapítulo, estuda a possibilidade de combinar as diferentes velocidades de execução de cada tarefa, para conseguir um consumo energético mais eficiente durante o ciclo de trabalho. Um ciclo de trabalho pode executar as tarefas que o compõem com diferentes velocidades, i.e., tarefa 1 executada com uma velocidade x , tarefa 2 executada com uma velocidade y , etc.

Com este método procuramos um consumo energético mais baixo ao longo de todo o ciclo, tendo em conta com o compromisso de que o tempo de ciclo não pode ser alterado. Isto diz-nos que, embora seja encontrado uma combinação de velocidades perfeita, que leve a um consumo bastante inferior, se a premissa do tempo de ciclo não for cumprida, a combinação não é útil para o caso de estudo.

A Tabela 7 contém quatro diferentes combinações possíveis de velocidades para um mesmo ciclo de trabalho do robô. Foram escolhidas estas combinações tendo em vista um baixo

consumo energético para o ciclo total de trabalho e tendo em conta também a duração total do mesmo ciclo trabalho.

Tabela 7 Combinações de diferentes velocidades para um ciclo de trabalho

Combinação	Variáveis	Job1	Job2	Job3	Home	Nojob	Total (%)
1	Velocidade	75	100	100	10	50	
	Tempo	32	5	1	11	8	57
	Energia	654.036	20.674	0.3716	30.578	22.998	728.658
2	Velocidade	50	50	30	10	50	
	Tempo	38	9	4	11	8	70
	Energia	688.57	36.168	4.5011	30.578	22.998	782.81
3	Velocidade	50	100	30	10	30	
	Tempo	38	5	4	11	10	68
	Energia	688.57	20.674	4.5011	30.578	29.347	773.67
4	Velocidade	10	10	10	75	10	
	Tempo	107	37	9	9	17	
	Energia	2139.1	187.98	19.953	41.85	36.939	2425.9

Analisemos então em detalhe cada combinação, para encontrar um ponto de funcionamento otimizado energeticamente. O diagrama da Figura 30 compara a combinação 1 e 2, a combinação com melhor e pior eficiência no consumo energético respetivamente.

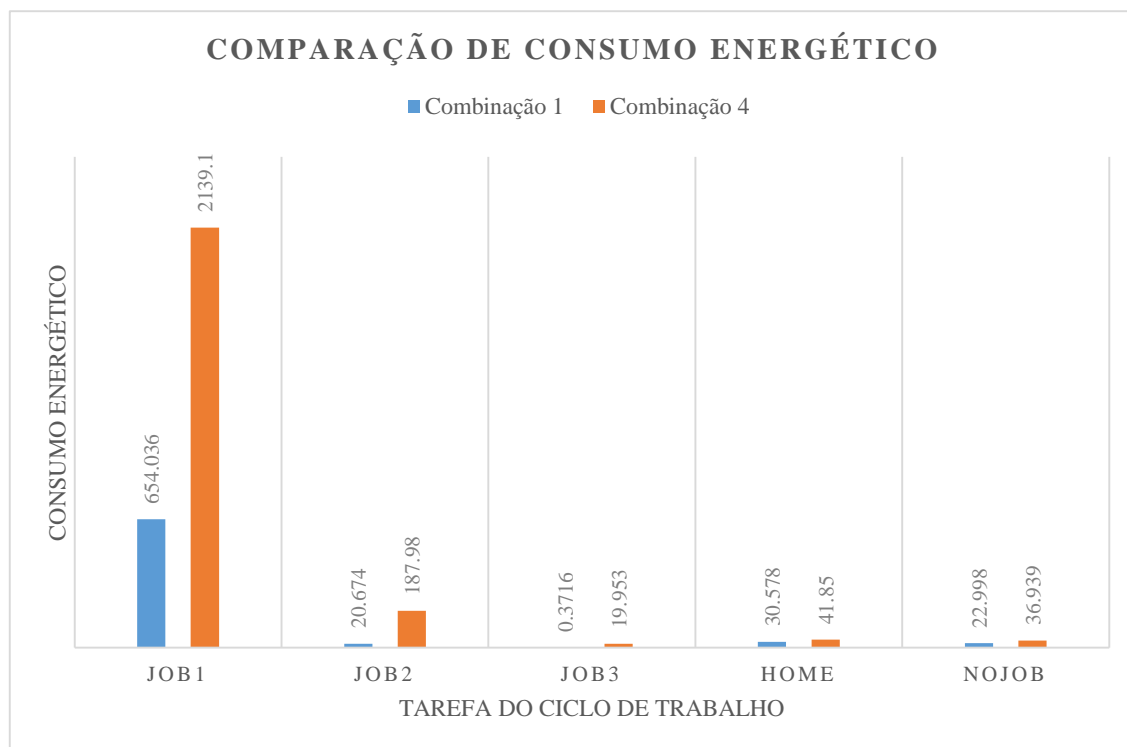


Figura 30 Diagrama de comparação entre o consumo energético da melhor e pior combinação

Verificamos que existe uma discrepância considerável entre ambas as combinações do ponto de vista energético. O que demonstra que existe uma grande variedade de resultados conforme as possíveis combinações.

O diagrama da Figura 31 enquadra o fator importante do tempo de execução de cada tarefa como também o tempo de execução do ciclo completo. Verifica-se que, a combinação com melhor eficiência energética, consegue um tempo de ciclo de execução de 57 segundos, ao passo que a combinação com pior eficiência energética tem um ciclo que dura cerca de 179 segundos. Entre estas duas possíveis combinações, pode considerar-se que a combinação 1 destaca-se pela melhor eficiência energética de todas as combinações possíveis. Como também o tempo de ciclo mais aproximado ao requisito inicial de 69 segundos, quando comparada à combinação 4.

A análise na comparação entre a combinação 1 e 4, prende-se apenas com a necessidade de analisar os extremos opostos. Prevê-se que as combinações mais afastadas entre si demonstram que as restantes podem fazer combinações mais interessantes e aproximadas do objetivo final.

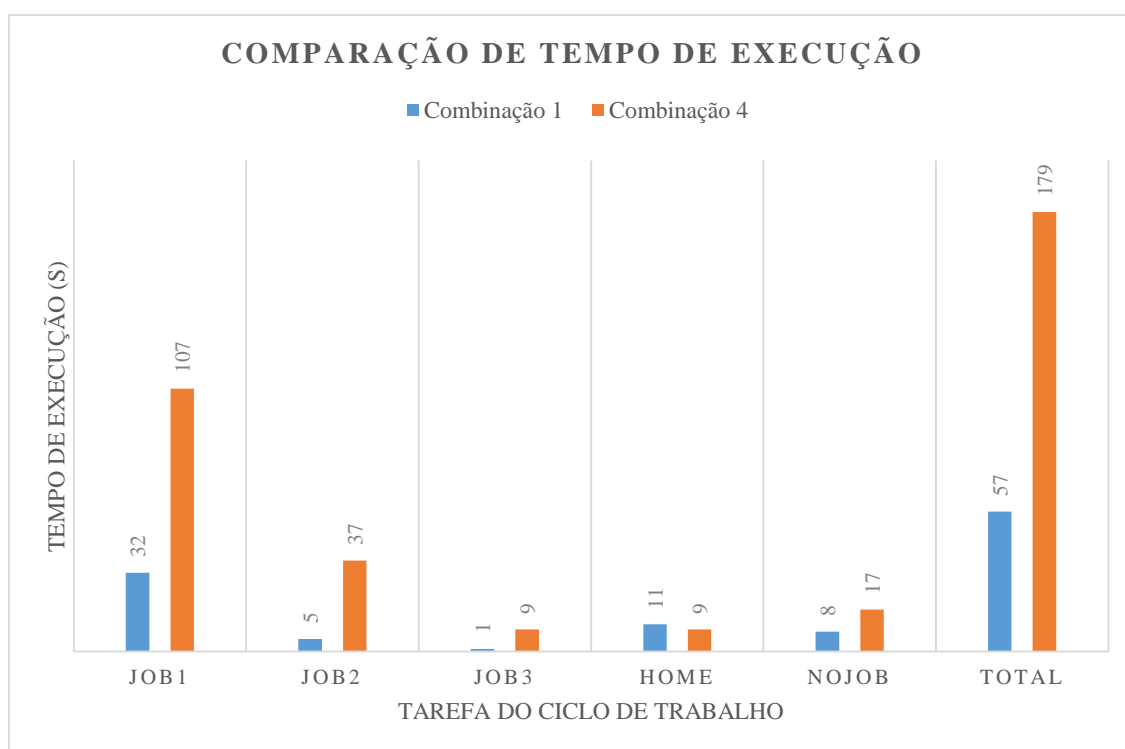


Figura 31 Diagrama de comparação entre o tempo de execução da melhor e pior combinação

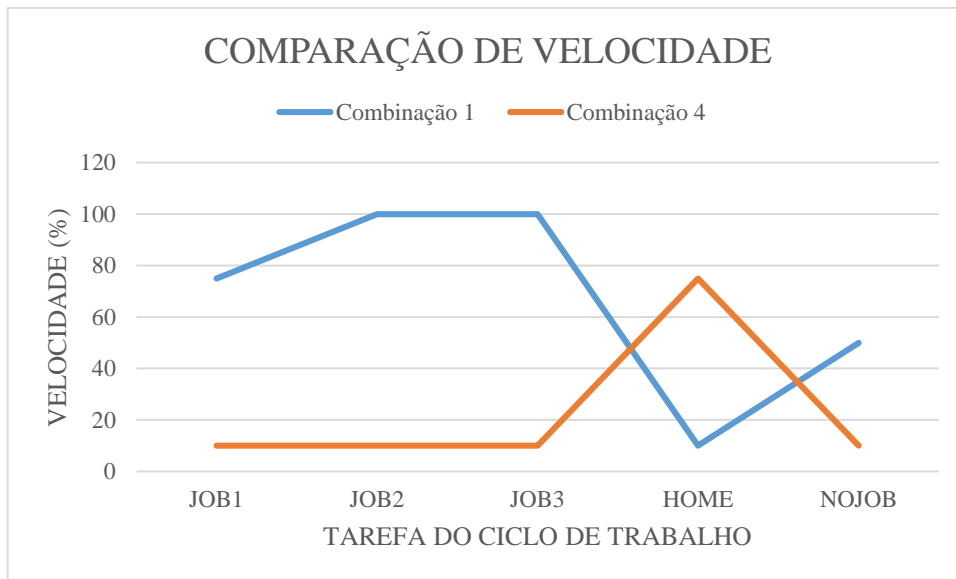


Figura 32 Diagrama de comparação entre as velocidades de execução da melhor e pior combinação

A Figura 31 e Figura 32, apresentam discrepância que existe nas combinações 1 e 4 relativamente ao tempo de ciclo de trabalho e à velocidade de execução das tarefas.

Verifica-se que, a velocidade de execução de tarefas na combinação 1 é bastante elevada nas tarefas *Job1*, *Job2* e *Job3*. Curiosamente corresponde a um consumo energético consideravelmente mais baixo. Confirma-se que, embora a média do consumo por segundo seja mais elevado quando a velocidade de execução é elevada, a energia gasta no total da execução é bastante inferior. Por a velocidade ser maior, o tempo de execução é necessariamente inferior.

O mesmo não se verifica nas tarefas *Home* e *Nojob*. Não existe uma relação direta entre a velocidade e a energia consumida durante a execução das tarefas. Em ambas as combinações, a velocidade é superior em uma destas duas tarefas do ciclo de trabalho, e a combinação 1 apresenta sempre um consumo energético inferior.

Avancemos então para a comparação e análise das combinações 2 e 3. A Figura 33 ilustra o consumo energético necessário de um ciclo de trabalho para as combinações 2 e 3. É de notar que não existe uma diferença tão acentuada, mas ainda assim a combinação 3 consegue ser mais eficiente em consumo energético. Quando analisado apenas com um ciclo de trabalho, a diferença é de facto pouco notória, mas se tivermos em conta um dia inteiro de trabalho podemos ter números de poupança de energia significativos.

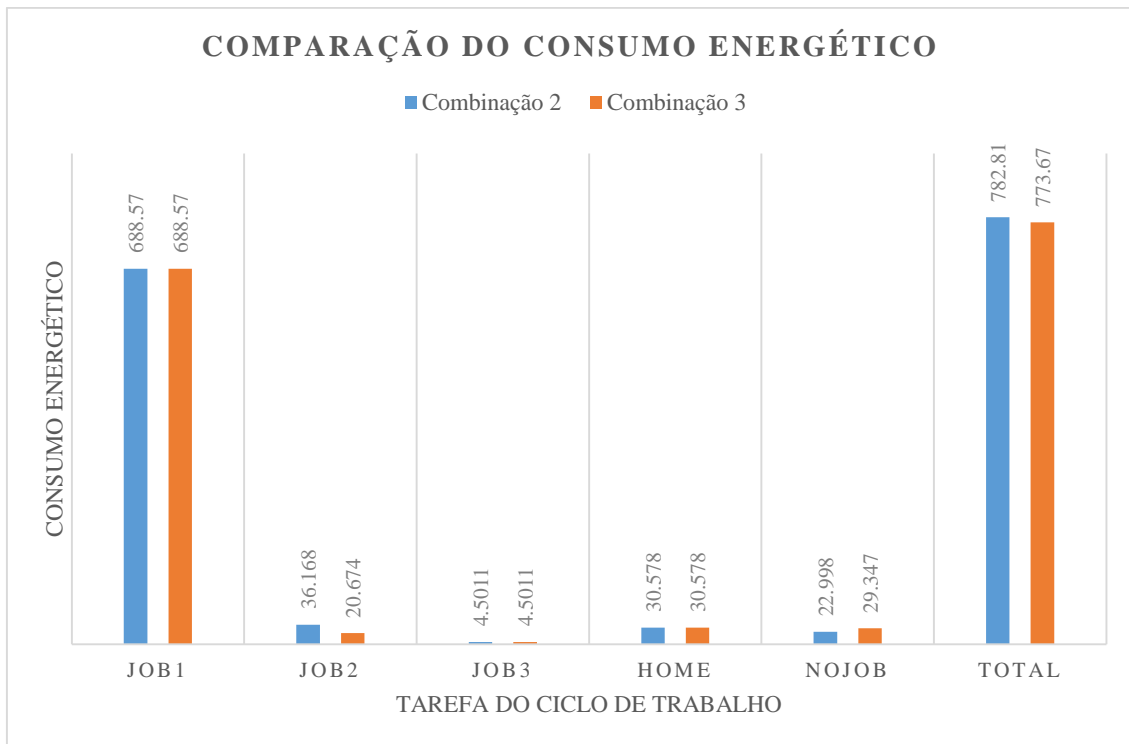


Figura 33 Diagrama de comparação de consumo energético entre as combinações 2 e 3

A Figura 35 e Figura 36 ilustram a comparação de tempo e velocidade de execução entre as duas combinações 2 e 3. Não existe uma grande diferença entre as mesmas, apenas na tarefa *Job2* e *Nojob* são executadas com velocidades diferentes que resultam em tempos de execução diferentes.

Contudo podemos verificar que os tempos de execução do ciclo de trabalho resultam em 70 e 68 segundos para as combinações 2 e 3 respetivamente. Podemos considerar um tempo de ciclo que vai de encontro aos requisitos iniciais de 69 segundos.

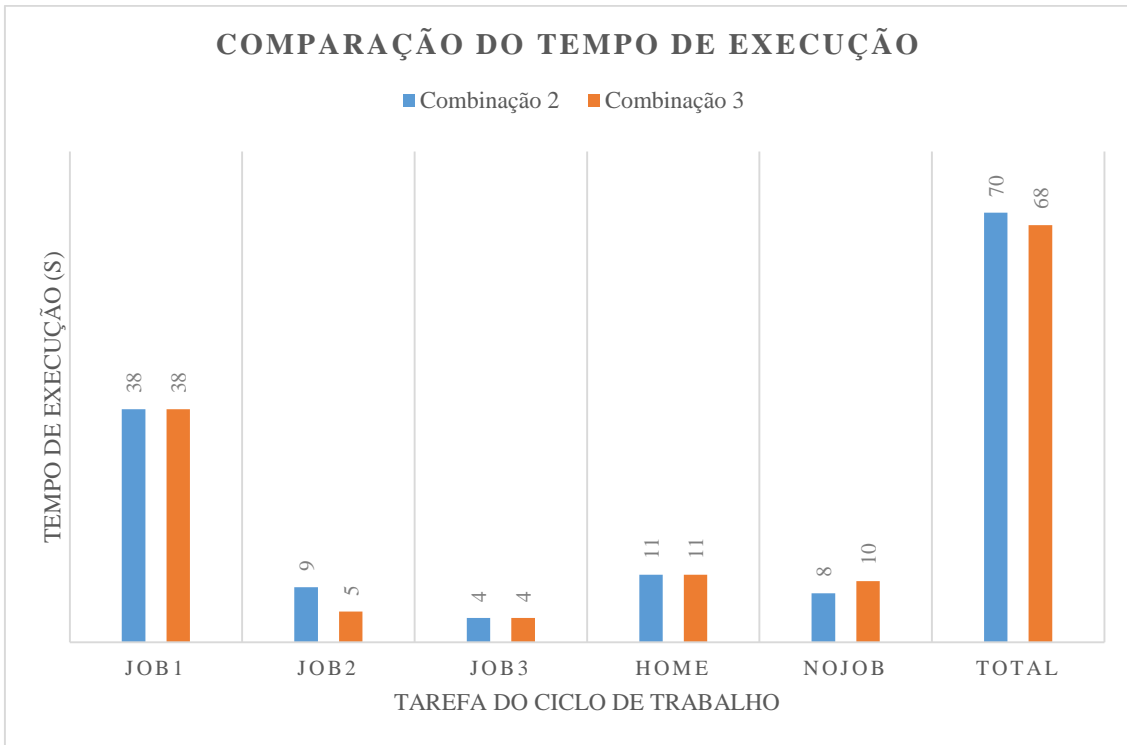


Figura 34 Diagrama de comparação de tempo de execução de tarefas entre as combinações 2 e 3

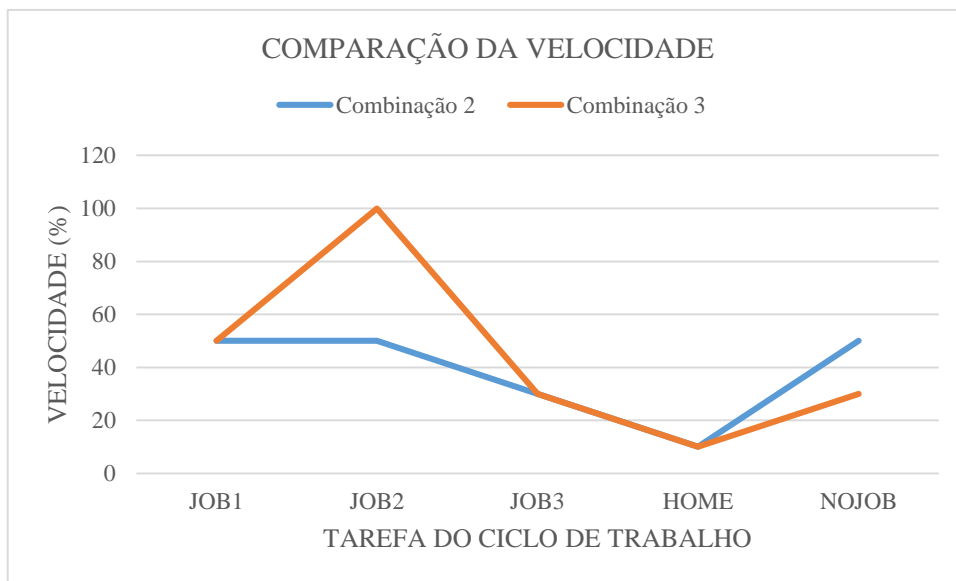


Figura 35 Diagrama de comparação de velocidade de execução de tarefas entre as combinações 2 e 3

Comparando estas combinações, verifica-se que estão próximas do ponto ótimo de funcionamento. Ambas cumprem o requisito de duração do ciclo de trabalho próximo dos 69 segundos. E ambas têm um consumo inferior ao modo de funcionamento normal, antes da experiência ter sido efetuada, como ilustra a Figura 36.

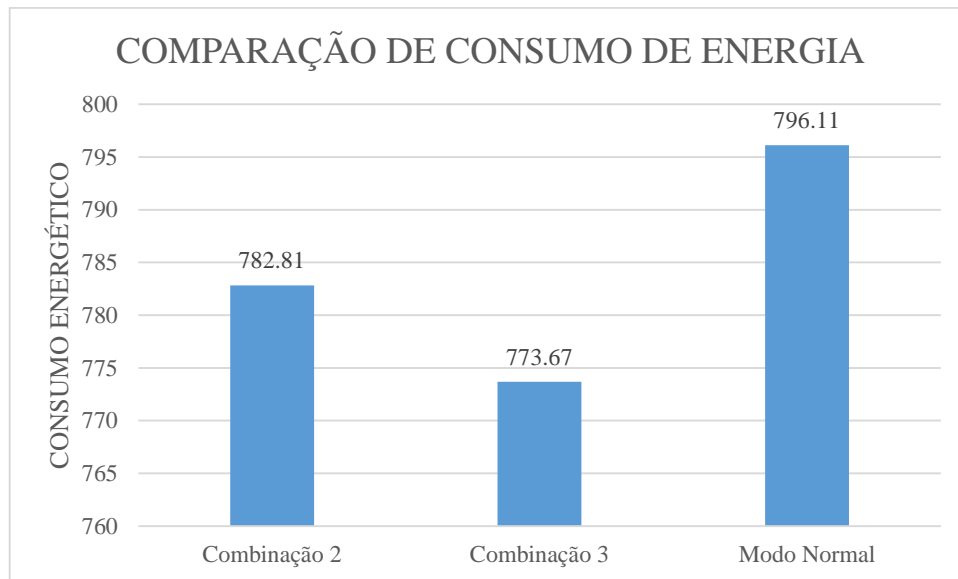


Figura 36 Diagrama de comparação de consumo energético entre as combinações 2, 3 e consumo em regime normal

Como referido no capítulo 4.2, a unidade que representa o consumo energético vem em percentagem em relação à corrente máxima passível de ser utilizada pelo robô. Isto significa que, a combinação 3 difere em 24.44% da corrente máxima menos consumo que o modo de funcionamento normal com uma velocidade constante através do ciclo de trabalho.

Devido a questões de privacidade, não é possível ter acesso a informações como o modelo específico do robô Kuka cujos dados foram utilizados para este estudo. Ainda assim, podemos relacionar esses valores tirando alguns valores da corrente máxima como hipótese. Verificamos as hipóteses em estudo na Tabela 8.

Tabela 8 Conversão de unidade de percentagem para Ampère por hipótese com estimativa de poupança

Combinação	Consumido	Corrente máxima	Total	Poupança 1 ciclo		Poupança em 24 horas		
				N-C (A)	%	1 ciclo (s)	N ciclos em 24h	I (10K A)
N	796.11	50	398		0	69	1252	
3	773.67		386	11.22	2.8	70	1234	1.38
2	782.81		391	6.65	1.6	68	1270	0.84
N	796.11	100	796		0	69	1252	0
3	773.67		773	22.44	2.8	70	1234	2.77
2	782.81		782	13.3	1.6	68	1270	1.68
N	796.11	200	1592		0	69	1252	0
3	773.67		1547	44.88	2.8	70	1234	5.53
2	782.81		1565	26.6	1.6	68	1270	3.37
N	796.11	500	3980		0	69	1252	0
3	773.67		3868	112.2	2.8	70	1234	13.84
2	782.81		3914	66.5	1.6	68	1270	8.44

N	796.11	1000	7961		0	69	1252	0
3	773.67		7736	224.4	2.8	70	1234	27.69
2	782.81		7828	133	1.6	68	1270	16.90

A Tabela 8 é constituída por diferentes entradas com a função de auxiliar na análise da relevância deste estudo.

Para as diferentes combinações 2 e 3, tal como o modo normal de funcionamento, põe-se por hipótese um conjunto de valores que representam a corrente máxima passível de ser consumida pelo robô durante o seu funcionamento. Usam-se as correntes 50, 100, 200, 500 e 1000 Amperes. A coluna *Total* mostra os valores consumidos durante o ciclo na unidade de Ampère conforme a combinação e a corrente máxima.

Em seguida, calcula-se a energia poupada, durante um ciclo de trabalho, ao aplicar as combinações quando comparado com o modo de funcionamento normal, na coluna *Poupança 1 ciclo*. Esta coluna apresenta o resultado da energia poupada em Ampère como em percentagem.

O último conjunto de colunas faz uma estimativa da energia poupada durante um intervalo de funcionamento equivalente a 24 horas. Contém a duração de cada ciclo de trabalho de acordo com a combinação, o número de ciclos em 24 horas, e a energia poupada utilizando essas combinações num período de 24 horas com uma unidade de 10 000 Ampère.

A informação da energia poupada durante este período pode ser compreendida no diagrama da Figura 37.

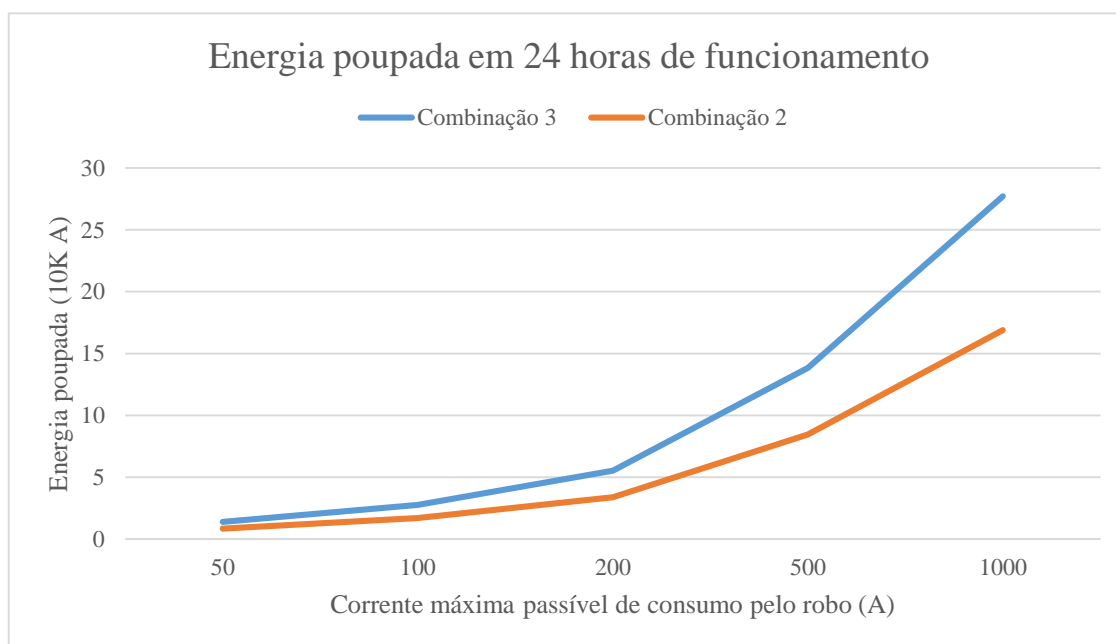


Figura 37 Diagrama da energia poupada num intervalo de 24 horas com variação da corrente máxima

Conforme a corrente máxima do robô, conseguimos entender a tendência de energia poupada em números e unidades de energia. Ainda assim, conseguimos verificar que, qualquer que seja a potência do robô, ou a capacidade de corrente máxima, é possível poupar cerca de 2.8% de energia utilizando a combinação de velocidades número 3, e 1.6% utilizando a combinação de velocidades número 2.

6 Conclusão

Verificou-se que é possível extrair informação valiosa a partir de dados. Muitas vezes, a aquisição de dados pode não parecer acrescentar valor a um sistema, por diversas razões. No caso estudado o sistema tinha muito pouca margem de reconfiguração. É dispendioso colocar todo o funcionamento de uma fábrica em modo *standby* para poder estudar certos componentes com o objetivo de encontrar soluções que tornem processos mais eficientes. Com este estudo, o paradigma do estudo em ambientes limitado foi superado. Isto porque, (1) a aquisição de dados foi efetuada durante o funcionamento do robô e (2) encontrou-se uma solução tendo em conta as limitações iniciais. A solução encontrada requer uma configuração simples do sistema que não exige que a fábrica pare a sua produção para reconfigurar todo o sistema.

O poder do data-mining consegue analisar e descobrir características do sistema que, de outra forma, não seria possível. Ao estudar variáveis que influenciam o consumo energético, pretende-se encontrar um padrão que explique a relação entre os gastos energéticos e o modo de operação do robô.

Este estudo, debruçou sobre a variável velocidade de execução das tarefas a cargo do robô. Tendo em conta a necessidade de manter a mesma duração de um ciclo de trabalho, foi estudada a variação de velocidade de execução de cada tarefa a fim de encontrar um ponto de funcionamento do robô mais eficiente em termos de energia. Ao contrário do que seria esperado, não existe uma regra verdadeira para todos os casos, i.e., atingir uma maior velocidade na execução de uma tarefa, não quer dizer necessariamente que o consumo energético para executar essa mesma tarefa acompanhe uma subida. Executar determinadas tarefas em velocidades mais baixas podem também fazer subir o consumo energético. É de acrescentar que este caso de estudo abstraiu todas as tarefas do ciclo de trabalho do robô, analisando apenas o seu consumo, tempo e velocidade e execução. Deixando de lado o significado prático de cada tarefa.

Como trabalho futuro, é essencial aprofundar o mesmo método aplicado neste estudo. A divisão do ciclo de trabalho em tarefas foi fulcral para conseguir aplicar diferentes velocidades

dentro do mesmo ciclo de trabalho. Desta forma foi possível encontrar pontos de funcionamento mais eficientes. O próximo passo pode caracterizar-se por aplicar o mesmo método às tarefas do ciclo de trabalho, fazendo assim sub-tarefas. Com um número maior divisões, é possível criar combinações mais vastas e descobrir novos e melhores pontos de funcionamento mais eficientes.

Este estudo foi focado na variável de velocidade de execução das tarefas do ciclo de trabalho do robô. Embora haja mais variáveis possíveis de serem estudadas e analisadas com mais profundidade. É possível que exista outras formas de tornar o consumo energético mais eficiente ao trabalhar com novas variáveis.

Outra vertente do trabalho futuro será automatizar este processo. Durante a análise e execução deste estudo, houve o cuidado de tratar as tarefas que compõem o ciclo de trabalho, de forma abstrata. Com esta abordagem torna-se fácil analisar e descartar qualquer ciclo de trabalho de um robô, fazer variar a sua velocidade, e encontrar um ponto mais eficiente das velocidades de execução de tarefas. Assim, pode também ser criado um mecanismo de automatização deste processo. Uma camada de software responsável por fazer variar estas variáveis, analisar o seu consumo energético, e automaticamente colocar o robô a trabalhar no seu ponto de funcionamento mais otimizado, tendo em conta restrições possivelmente impostas.

Referencias

- Abersfelder, S., Heyder, A. & Franke, J., 2015. Optimization of a servo motor manufacturing value stream by use of “Industrie 4.0.” *The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. (IEEE) Conference Proceedings.*, pp.1–5.
- Allwood, J.M. et al., 2015. Manufacturing at double the speed. *Journal of Materials Processing Technology*, 229, pp.729–757.
- Anon, MongoDB for GIANT Ideas | MongoDB. Available at: <https://www.mongodb.com/>.
- Anon, Operational Intelligence, Log Management, Application Management, Enterprise Security and Compliance | Splunk. Available at: <https://www.splunk.com/>.
- Babiceanu, R.F. & Seker, R., 2016. Big Data and virtualization for manufacturing cyber-physical systems: A survey of the current status and future outlook. *Computers in Industry*, 81, p.
- Chen, T. & Tsai, H.-R., 2016. Ubiquitous manufacturing: Current practices, challenges, and opportunities. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, pp.1–7.
- Cupek, R., Drewniak, M. & Zonenberg, D., 2014. Online energy efficiency assessment in serial production - statistical and data mining approaches. *2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pp.189–194.
- Deepa, V.K. & Geetha, J.R.R., 2013. Rapid development of applications in data mining. *2013 International Conference on Green High Performance Computing (ICGHPC)*, pp.1–4.
- Delgado-Gomes, V. et al., 2013. Energy consumption evaluation to reduce manufacturing costs. *International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 5, pp.1012–1016.
- Esmailian, B., Behdad, S. & Wang, B., 2016. The evolution and future of manufacturing: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 39, pp.79–100.

- Feng, L., Ulatan, D. & Mears, L., 2015. Energy Consumption Modeling and Analyses in Automotive Manufacturing Final Assembly Process. , pp.224–228.
- Gamarra, C., Guerrero, J.M. & Montero, E., 2016. A knowledge discovery in databases approach for industrial microgrid planning. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, pp.615–630.
- Gonçalves, G. et al., 2014. A step forward on intelligent factories: A Smart Sensor-oriented approach. *19th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA 2014*.
- Hameed, B. et al., 2010. An RFID based consistency management framework for production monitoring in a smart real-time factory. *2010 Internet of Things, IoT 2010*.
- Ingvaldsen, J.E., ??zg??bek, ??zlem & Gulla, J.A., 2015. Context-aware user-driven news recommendation. *CEUR Workshop Proceedings*, 1542(9), pp.33–36.
- Kaisler, S. et al., 2013. Big Data: Issues and Challenges Moving Forward. *2013 46th Hawaii International Conference on System Sciences*, pp.995–1004.
- Kantardzic, M., 2009. *Data Mining*, IEEE.
- Keller, F. & Reinhart, G., 2016. Energy Supply Orientation in Production Planning Systems. *Procedia CIRP*, 40, pp.244–249.
- Maasmann, J. et al., 2014. Renewable energies in smart factories with electric vehicle fleets. *Proceedings of the Universities Power Engineering Conference*.
- May, G., Stahl, B. & Taisch, M., 2016. Energy management in manufacturing: Toward eco-factories of the future - A focus group study. *Applied Energy*, 164, pp.628–638.
- Munera, E. et al., 2015. Control Kernel in Smart Factory environments : Smart Resources integration. *2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, pp.2002–2005.
- Shrouf, F., Ordieres, J. & Miragliotta, G., 2014. Smart factories in Industry 4.0: A review of the concept and of energy management approached in production based on the Internet of Things paradigm. *2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, pp.697–701.
- Trentesaux, D., Borangiu, T. & Thomas, A., 2016. Emerging ICT concepts for smart, safe and

- sustainable industrial systems. *Computers in Industry*, 81, pp.1–10.
- Tyrin, I. et al., 2012. Multi-agent system “Smart Factory” for real-time workshop management: Results of design & implementation for Izhevsk Axion-Holding Factory. *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*, pp.2–5.
- Vazirgiannis Michalis, Halkidi Maria, G.D., *Uncertainty Handling and Quality Assessment in Data Mining - Michalis Vazirgiannis, Maria Halkidi, Dimitriou Gunopulos - Google Books*,
- Veza, I., Mladineo, M. & Gjeldum, N., 2015. Managing innovative production network of smart factories. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 48(3), pp.555–560.
- Volkman, J.W. et al., 2016. Engineering Apps for Advanced Industrial Engineering. *Procedia CIRP*, 41, pp.632–637.
- Wang, S. et al., 2015. Towards smart factory for Industry 4.0: A self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination. *Computer Networks*, 101, pp.158–168.
- Weyer, S. et al., 2015. Towards industry 4.0 - Standardization as the crucial challenge for highly modular, multi-vendor production systems. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 48(3), pp.579–584.
- Yang Gao et al., 2010. Using data mining in optimisation of building energy consumption and thermal comfort management. , pp.434–439.
- Zhangl, Y. et al., 2015. Production System Performance Prediction Model Based on Manufacturing Big Data *. , pp.277–280.

ANEXO

No mês de Agosto de 2016 foi desenvolvido um artigo científico intitulado “Energy Consumption's Data Mining in Manufacturing Environment” para a conferencia SOHOMA16. Este anexo contém o artigo na sua versão final.

Papper

Energy Consumption's Data Mining in Manufacturing Environment

Andre Dionisio Rocha^{1,2}, João Aires Tapadinhas¹, Luis Flores³ and Jose Barata^{1,2}

¹ Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa
Caparica, Portugal

² UNINOVA institute, Centre for Technology and Systems
Caparica, Portugal

³ Introsys, SA
Moita, Portugal
{andre.rocha, jab}@uninova.pt
j.tapadinhas@campus.fct.unl.pt
luis.flores@introsys.eu

Abstract. Markets and consequently the manufacturing companies are facing an unprecedented challenging. The constant markets demand to more and more customized and personalized products combined with the recent evolution of IT technologies, brought to the manufacturing world the integration of new solutions previously unimaginable in a production environment. Hence, in the last years the manufacturing systems were changing and nowadays each component presented on the shop floor generates a huge amount of data that is usually not used. In this paper the authors present a framework capable to deal with all this data generated from a production cell, used for automotive industry and reduce the energy consumption. Firstly, it is described how the information is extracted and how the data clustering is done, posteriorly is presented the data mining process and management and the obtained results.

Keywords: Data-mining, Manufacturing,

1 Introduction

Nowadays the companies are being pushed to make a huge paradigm shift from the old fashion manufacturing paradigm with centralized approaches and without sharing any kind of information among the components that constitute the shop floor to a fully integrated solution where all the resources, stations, people, many others. presented on the line should share their own information and feedback to higher level systems. The concept of Industry 4.0 introduces this concept of fully distributed and interconnected world for the manufacturing companies. With the recent evolution of the IT solutions, such as Cloud Computing, Internet of Things, and more powerful processing devices, more and more data is being extracted from the

production environments and consequently more data is available to be handled and processed. This huge amount of available data, can be used to understand the behavior of the systems in order to increase the useful data and in this sense increase the overall performance of the industrial systems[1].

This study is a reflect of datamining workflow value. As an input, there are data from the robot operation work cycle, such as tasks duration, speed and consumption. The process of data analyzing, creates more valuable information about the system. By analyzing data, it is possible to understand some details about the robots work cycles that was not possible before, and some margins for improvement come into perspective. This case study verifies the improvement possibilities for the robot's work cycle, concerning the restrictions stablish before.

2 Related work

The Big Data has today a strong presence in the work of technology. has been considered one of the most valuables results of technologies of the twenty-one century. It can be characterized by its large amount of data, the speed of how data is produced, the reliability and variety of data and most important its value. Nowadays every type of technology such as social media, smartphones and internet websites, sensors and machinery produce daily millions of information about its way of function, patterns of consumption and utilities.[2]

A great volume of information generated by many identities, bring with it the necessity of analyze this raw data, in search of new valuable information. And this is where Data-mining comes to action. Data-mining is an iterative process defined by the discover if new information, in a manual or automatic processes. It can be highly valuable in a context where the standard of interesting results is not known, discovering new valuable potentials from the data gathered.[3]

It can also be considered as improvement of information. And this viewpoint is present in many areas of industry and scientific research such as automotive industry, health care industry, business and financial sector, research and pharmaceutical and biotechnology analyses, manufacturing and machinery. [4]

Today there are many identities focused in energy saving studies. It is important for any factory or enterprise to save costs due to energy consumption. Data analyses is one of the most important fields when it comes to smart factories [5], and because this trending is still growing, there are no standards to apply on data analyzes.

This architecture was tested in a factory environment to monitor its electrical consumption. Besides the energy network that powered the whole factory, there was another network to monitor the energy consumption of the energy network. Having a dedicated network to monitor the energy consumption, has brought efficiency and productivity to the architecture. As a distributed architecture, it is possible to have independent devices and sensors all connected as a network working self-sufficiently. The network itself has a central process unit on the web which is responsible for gathering all the data together and process it in real-time. This procedure allows the solution to identify which costs are relevant when related with the factory routines and workflows. [6]

Another factory environment enterprise studies the best way to cut in energy consumption costs. [7]. A multi-layer abstraction divides the whole company into sections. As a first layer, the machinery level, includes all the assembly line: every machine, robot and conveyor system. The second layer, contains the refrigerating system. Every fan, liquid refrigerator system, air conditioning and so on. Moving to the third layer, the complex one, it is responsible to analyze all the data collected on the other layers and provide different consumption profiles. Creating different profiles for energy consumption is logic when the energy consumption is directly related with the production state of the product. This approach makes possible a clearer idea of the whole factory. Comparing the energy used between similar or different production cycles, makes possible to identify which areas of production are more or less efficient. [7]

A university in Ireland studied one of its own buildings looking forward temperature performance. The sensors used were capable of measure temperature, carbon dioxide in the air, humidity and luminosity. The information collected between three years was around twenty million logs, and it was all linked to energy consumption inside the building. Because the sensors needed to be calibrated frequently, some values in the data collection were out of bound to be evaluated, therefore many entries in the

logs were left out on the pre-processing data stage. Once again, this study tried to create different profiles with the inside temperature accordantly. Classifiers to identify *cold*, *moderate*, *comfortable*, or *hot* were created. These categories are used to relate with outside temperature by decision algorithms. This study detected energy consumption patterns, and accurate evaluation of requirements for comfort inside the building. It also made possible to predict energy necessities in similar buildings. [8]

Another similar study, proves possible to improve the performance of process execution in a manufacturing environment by using data-mining. The button of this study is analyzing data in order to build a dynamic model of the production system. This requires an advanced information shared network to monitoring manufacturing data in real-time, to understand and preventing errors and improve system performance. The system was built with three different layers of abstraction, (1) manufacturing environment's sensibility configuration, (2) acquisition and management of the data from the machinery of the shop floor, (3) data analyze and improvement of a dynamic Bayesian network to represent the production system as a model. [9].

There is a trending in smart factories solutions, to perform an integrated network solution with multi-agent platform. [10] This architecture aims to control and coordinate factory components to work and communicate autonomously. And besides that, it uses the multi-agent architecture to collect and analyze data from the factory environment components.

3 System Architecture

The following system architecture aimed to study the energy consumption of a robotic arm during its operations. Inside of a factory environment it is planned to monitor every task of the robot and the energy costs associated. The main goal is to find a more efficient way to make the robot perform the same operations.

However, there are some restrictions that make this task challenging. It is very expensive for the factory to put the machinery to stop. The whole factory has every detail programmed to make a product on time, and every second counts. This leads to the second problem; it brings also many costs to reconfigure the machinery to make it more efficient, it is not worth it to stop

and reconfigure the machinery. With these restrictions in mind, there are a few variables that are allowed to change, such as robot's subtasks without changing the timing of the main tasks.

The architecture in this project is divided by two different stages. The data acquisition system from the robot and the data-mining on the acquired data.

3.1 Data Acquisition

The data acquisition process starts on the robot cell. The computer that is connected directly to the robot's PLC (*programmable logic controller*) which is reading variables such as: date and time of the entry log, function mode manual or automatic, ready state for operate, step to execute, error and error type, cycle duration in seconds, position inside the cycle, main tasks to execute, executing speed, consumption of every motor of the robot arm. The computer is responsible for buffering the robot's data and send it in real time to a data base online.

3.2 Data Base

A data based stored online in the factory network collects all the data read from the robot cell. Its capacity is enough to store a large number of logs of the robot consumption's monitoring. The data base is available to provide all the data from the robot operation cycles, energy consumption and operation modes to another identity responsible for analyzing the data.

3.3 Data Processing

In this section, the data analysis will be focused upon the energy consumption throughout the robot arm's operations. The robot operates in different modes and speeds, afterwards the data collected will be processed accordantly.

The main goal of this process is to match different subtasks speeds in order to find the perfect combination of tasks consumptions. This way we can find a complete work cycle with the standard duration. It is possible to have different speeds of subtasks operations with the aim of get the most efficient combination possible.

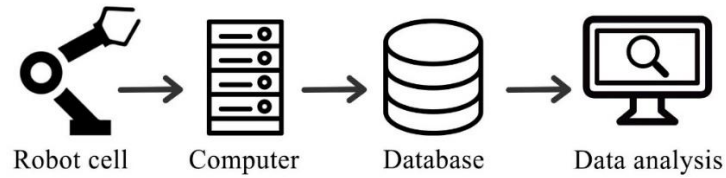


Fig. 1. Data workflow of the system from the robot cell to the finally data analysis station

4 Use case

4.1 Data processing Framework

For this process is used a software framework named Splunk, capable of connect to the database and powerful enough to analyze patterns and big amounts of values throughout the database. This software is used also in other areas such as data-mining in networks, business and finance. With Splunk it is possible to apply mathematic functions and relate variables through time, it is also very flexible to the point that there is no need to reconfigure the software when something changes. Along with this process it is easier to calculate consumptions accordingly with the work cycles associated, and get faster to the goal of analyzing the data and find solutions. [11]



Fig. 2. Splunk platform dashboard with consumed energy and its work cycle

The **Fig. 2** illustrates the consumed energy throughout four work cycles and its search query. As shown in **Fig. 2**, the splunk main search bar reads and consumes queries with different math operations and variable relations, and further, it can save many different results as charts and combine in an infographic informative panel. Although it can perform those queries in different time ranges, for example, the last 24 hours available or in real-time.

4.2 Demonstration

The machine that the study relies upon is a Kuka arm robot that operates in a six phase work cycle.

The data available for the arm robot has a particular format. It is always known in which task is the arm operating. Looking at the **Fig. 3**, the chart shows the consumption of the motor number one, and also indicators of the task that it is performing during four work cycles.

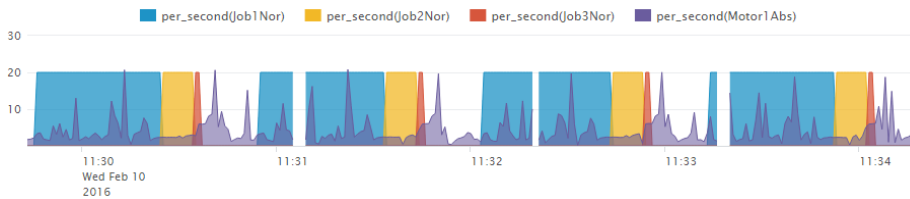


Fig. 3. Data chart with consumption of one motor and tasks indicators in 4 work cycles

It is also possible do notice that the chart contains missing data. The solution provided for this issue was to insert values in those spots to cover the error of the data acquisition process.

This issue becomes relevant when the consumption of the work cycle is calculated, because some work cycles don't have the full information of its consumption. So the solution performed was to fill up the missing data with the average consumption of the rest of the existing samples.

Notice the following expressions to justify the mathematic formulas:

$$\text{Consumption available} = \sum_{t_0}^{t_1} \text{Consumption samples} \quad (1)$$

$$\text{Consumption average} = \frac{\sum_{t_0}^{t_1} \text{Consumption samples}}{\text{Number of samples}} \quad (2)$$

$$\text{Consumption available} = \text{Consumption average} * \text{Number of samples} (3)$$

To this point it is possible to calculate the available consumption with expression (3). However, to calculate the approximate value of the real consumption despite the missing data. It is necessary to replace the Number of samples of the expression (3) for the number of seconds from t_0 to t_1 . This is possible because the sample rate of the acquisition data is by second. So supposedly, every second has its sample, otherwise there is an error as shown in **Fig. 3**.

$$\text{seconds}_{t_0}^{t_1} = \text{Samples}_{t_0}^{t_1} (4)$$

$$\text{Consumption approximate} = \text{Consumption average} * \text{Samples}_{t_0}^{t_1} (5)$$

This formula allows the empty spots be fill with the average values of the consumption of the work cycle.

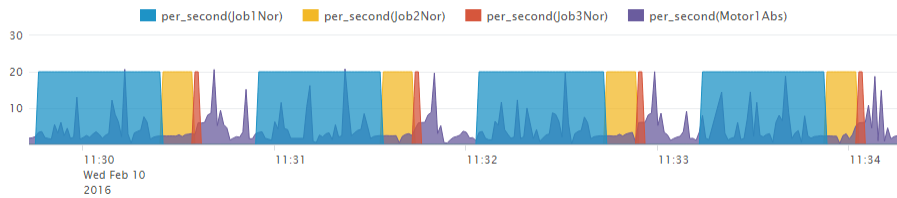


Fig. 4. Data chart of the consumption with approximate values filled

It is now possible to notice from the **Fig. 4** that having average values filling the missing data can give a more accurate consumption of the whole process.

Looking forward to this study, the next stage is to isolate the consumption values of the energy in every task of the process, which can be identified as *Job1*, *Job2*, *Job3*, *Home*, *Nojob*. The database saved some variables with these names, that are similar as Heaviside function, value 1 when it's active, value 0 when it's inactive. Therefore, to isolate consumptions in a different

state, only requires to use these variables as Heaviside functions accordingly: *Job1* for task named *Job1* and so forth.

$$Consumption_{Job1} = \sum_{t_0}^{t_1} \left(\frac{Consumption\ samples}{Number\ of\ samples} * Samples_{Job1} * Job1 \right) (6)$$

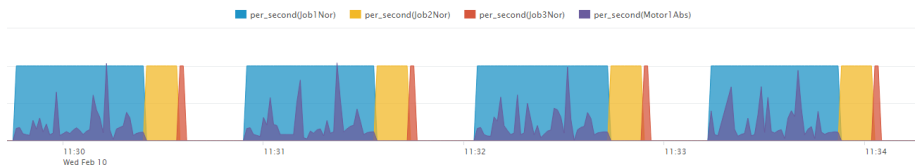


Fig. 5. Data chart of the consumption in Job1 only

The **Fig. 5** illustrate the isolation of the consumption from the *Job1* task. And following this method, it is possible to isolate the consumption from every task.

The next stage is to change the speed of the operation's tasks. Once it is possible to extract the consumption values from every task isolated, is now interesting to extract the consumption's values from different velocities the robot can operation's tasks.

The PLC where the information is being extracted, has the information about the speed at the robot is being operating, in a particular scale from 0-100% of its capacity. Not only the speed, but also the consumption is measure as a scale from 0-100% of its full capacity of electrical current consumption. Although, for the purposes of this study, it is enough to deal with this scales.

4.3 Results

The **Table 9** shows information the energy consumption for each speed in five different subtasks and the energy consumption throughout the entire work cycle. **Table 10** shows the time of execution of every subtask, for different speeds and also for the normal

Table 9. Energy consumptions with the corresponding speed of work cycles

speed	job1	job2	jo3	home	nojob	Whole Cycle

100	669.25	20.674	0.3717	37.203	29.863	757.36
75	654.04	39.040	1.3849	41.854	30.237	766.55
50	688.57	36.168	2.1117	34.492	22.998	784.34
30	974.66	67.049	4.5011	36.864	29.347	1112.4
10	2139.1	188.00	19.953	30.579	36.939	2414.5

Table 10. Time took by every task of the work cycle in seconds

speed	job1	job2	jo3	home	nojob	Whole Cycle
100	30	5	1	8	7	51
75	32	8	2	9	8	59
50	38	9	3	9	8	67
30	49	14	4	10	10	87
10	107	37	9	11	17	181
Normal	38	10	2	10	9	69

The **Fig. 6** illustrates the chosen combinations to make the work cycle more efficient when it comes to energy consumption. Each series represent a combination of speeds tasks. For example, for the *Series1* the combination is: speed at 75% for the task1, 100% for the task 2, 100% for the task 3, 10% for the task 4, 50% for the task 5 and so on.

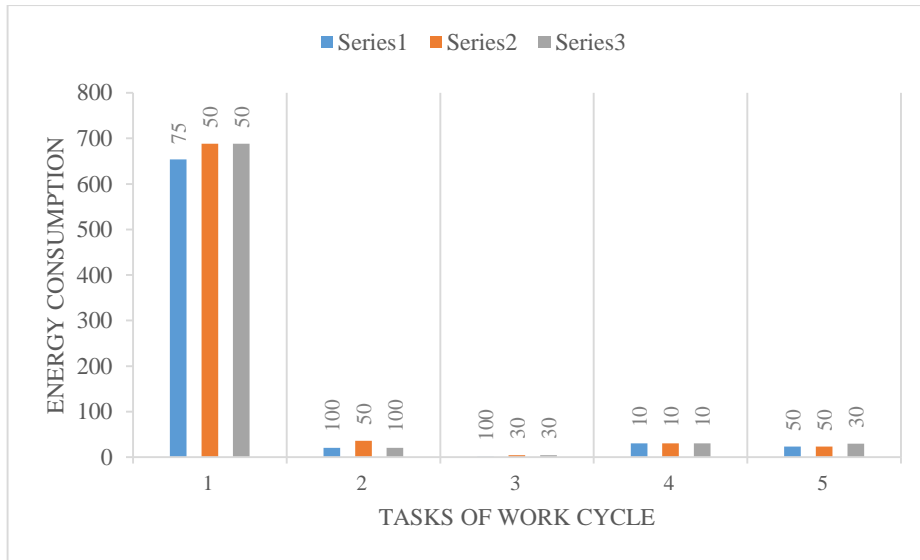


Fig. 6. Chart of different chosen speeds for different subtasks

There three series are the more efficient combination for energy consumption, but the timing of the whole new work cycle have to be the same as the normal work cycle. As shown in the Table 11, the Series3 is the most efficient new work cycle that has the more approximate timing of the normal operation work cycle from standard.

Table 11. New work cycles times and energy consumption

	Time	Energy
Series1	57	728.6586
Series2	70	782.8139
Series3	68	773.6686
Normal	69	784.3382

5 Conclusions

It is possible to discover new methods to improve the energy efficiency of a robot operation work cycle regardless the restrictions. It is unusual for a factory to stop producing to improve its production efficiency, when it comes to energy consumption or work routines. Once the production is started, the factory has every millisecond count to make the whole system produce on

time. However, it was proved possible that there are ways to make any process more efficient using data-mining, collecting and analyzing data from any system, is very important for future value of any company.

6 References

- [1] D. Trentesaux, T. Borangiu, and A. Thomas, "Emerging ICT concepts for smart, safe and sustainable industrial systems," *Comput. Ind.*, vol. 81, pp. 1–10, 2016.
- [2] S. Kaisler, F. Armour, J. A. Espinosa, and W. Money, "Big Data: Issues and Challenges Moving Forward," *2013 46th Hawaii Int. Conf. Syst. Sci.*, pp. 995–1004, 2013.
- [3] M. Kantardzic, *Data Mining*. IEEE, 2009.
- [4] R. Cupek, M. Drewniak, and D. Zonenberg, "Online energy efficiency assessment in serial production - statistical and data mining approaches," *2014 IEEE 23rd Int. Symp. Ind. Electron.*, pp. 189–194, 2014.
- [5] C. Gamarra, J. M. Guerrero, and E. Montero, "A knowledge discovery in databases approach for industrial microgrid planning," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 60, pp. 615–630, 2016.
- [6] V. Delgado-Gomes, J. a. Oliveira-Lima, C. Lima, J. F. Martins, R. Jardim-Gonçalves, and V. F. Pires, "Energy consumption evaluation to reduce manufacturing costs," *Int. Conf. Power Eng. Energy Electr. Drives*, vol. 5, pp. 1012–1016, 2013.
- [7] L. Feng, D. Ulutan, and L. Mears, "Energy Consumption Modeling and Analyses in Automotive Manufacturing Final Assembly Process," pp. 224–228, 2015.
- [8] Yang Gao, E. Tumwesigye, B. Cahill, and K. Menzel, "Using data mining in optimisation of building energy consumption and thermal comfort management," pp. 434–439, 2010.
- [9] Y. Zhang, S. Liul, S. Sil, and H. Yang, "Production System Performance Prediction Model Based on Manufacturing Big Data *," pp. 277–280, 2015.

- [10] S. Wang, J. Wan, D. Zhang, D. Li, and C. Zhang, "Towards smart factory for Industry 4.0: A self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination," *Comput. Networks*, vol. 101, pp. 158–168, 2015.
- [11] "Operational Intelligence, Log Management, Application Management, Enterprise Security and Compliance | Splunk." [Online]. Available: <https://www.splunk.com/>.