

NOME DO DOCUMENTO

Relatório_de_Visão_Computacional.pdf

NÚMERO DE PALAVRAS

4352 Words

NÚMERO DE CARACTERES

23155 Characters

NÚMERO DE PÁGINAS

13 Pages

TAMANHO DO ARQUIVO

2.1MB

DATA DE ENVIO

Jan 15, 2024 6:38 PM GMT

DATA DO RELATÓRIO

Jan 15, 2024 6:39 PM GMT**● 41% geral de similaridade**

O total combinado de todas as correspondências, incluindo fontes sobrepostas, para cada banco de dados

- 40% Banco de dados da Internet
- Banco de dados do Crossref
- 6% Banco de dados de trabalhos enviados
- 5% Banco de dados de publicações
- Banco de dados de conteúdo publicado no Crossref

Visão Computacional

ANGELINA SANTOS, Universidade da Beira Interior, Portugal
CAROLINA RAPOSO, Universidade Da Beira Interior, Portugal

A Visão Computacional é uma tecnologia que, apesar de passar muitas vezes despercebida no nosso quotidiano, está presente em enumeras áreas, tendo um papel fundamental na sociedade dos dias de hoje. Este trabalho tem como objetivo esclarecer como funciona esta ciência, abrangendo os seus conceitos, aplicações e desafios.

Additional Key Words and Phrases: Visão Computacional, Inteligência Artificial, Câmara, Imagem, *Deep Learning*, Rede Neuronal

CONTENTS

| | |
|---|----|
| Abstract | 1 |
| Contents | 1 |
| 4 Introdução | 2 |
| 1.1 O que é a Visão Computacional? | 2 |
| 1.2 Visão Humana Vs. Visão computacional | 2 |
| 1.3 A História da Visão Computacional | 2 |
| 4 Organização de um Sistema de Visão Computacional | 3 |
| 3 Como funciona a Visão Computacional? | 4 |
| 3.1 A aplicação do <i>deep learning</i> na Visão Computacional | 4 |
| 3.2 A aplicação da <i>CNN</i> na Visão Computacional | 5 |
| 4 Diferença entre um computador e um ser humano ao ver uma imagem | 5 |
| 5 Formação de Imagem | 5 |
| 5.1 O problema com as câmaras <i>pinhole</i> | 6 |
| 5.2 A solução do problema: As lentes | 6 |
| 5.3 Profundidade de campo e abertura | 7 |
| 5.4 Distância focal e ângulo de visão | 7 |
| 6 Processamento de Imagem vs. Visão Computacional | 7 |
| 7 Captura e Representação de Imagens Digitais | 7 |
| 7.1 O filtro <i>Bayer</i> | 8 |
| 8 Reconhecimento de Imagem | 9 |
| 9 As aplicações da Visão Computacional | 9 |
| 10 Reconhecimento facial | 10 |
| 11 Recentes avanços na Visão Computacional | 11 |
| 12 Os desafios da Visão Computacional | 11 |
| 12.1 Como solucionar esses desafios | 11 |
| 13 O futuro da Visão Computacional | 11 |
| 14 Conclusão | 12 |
| References | 13 |

Authors' addresses: Angelina Santos, Universidade da Beira Interior, Covilhã, Portugal; Carolina Raposo, Universidade Da Beira Interior, Covilhã, Portugal.

1 INTRODUÇÃO

2 A Visão Computacional é um ramo da Inteligência Artificial que tem como objetivo permitir que as máquinas interpretem e analisem imagens do mundo real, assemelhando-se à visão humana. Esta tecnologia desempenha um papel fundamental na sociedade atual, contribuindo para diversos setores.

Este relatório apresenta esta tecnologia, como ela funciona, a sua semelhança à visão do ser humano, as suas aplicações, evolução, desafios e o seu futuro.

4.1 O que é a Visão Computacional?

A Visão Computacional é a ciência que programa os computadores para observar e compreender o mundo que os rodeia. Ao fazer uso de imagens digitais de câmaras, vídeos e modelos de *deep learning*, as máquinas podem identificar e classificar objetos com precisão e, em seguida, reagir ao que "vêm".

1.2 Visão Humana Vs. Visão computacional

Para podermos compreender melhor o que é como funciona a Visão Computacional, é importante entendermos primeiro como funciona a visão humana. [3]

Visão Humana resume-se a luz refletida que passa pelos olhos e que é captada pela retina, sendo enviada para o cérebro pelo nervo ótico. Ao fim desta ser recebida, os neurónios são os responsáveis por processar a imagem.

Visão Computacional possui um processo semelhante. As câmaras e sensores realizam a função dos olhos capturando as imagens que serão depois enviadas para as redes neuronais, para que, posteriormente, sejam extraídas delas informações por meio de algoritmos de Inteligência Artificial.

1.3 A História da Visão Computacional

Este campo da Inteligência Artificial pode ser considerado imaturo pois é uma ciência muito recente. Iremos agora fazer uma breve análise da evolução da Visão Computacional ao longo das décadas.[5]

1.3.1 As primeiras experiências

Nos anos 50 ocorreram as primeiras experiências com o uso de algumas das primeiras redes neuronais para detetar os limites de um objeto e para classificar objetos simples em categorias como círculos e quadrados.

1.3.2 O primeiro uso comercial

Nos anos 70, com o objetivo de interpretar textos escritos para deficientes visuais, foram interpretados textos manuscritos e digitados usando reconhecimento ótico de caracteres.

1.3.3 A sua evolução na internet

Com a evolução da internet na década de 90, foi disponibilizado online uma grande quantidade de imagens para análises e, conseqüentemente, o desenvolvimento de programas de reconhecimento facial aumentou. Esses crescentes conjuntos de dados ajudaram a possibilitar que máquinas identifiquem pessoas específicas em fotos e vídeos.

1.3.4 A Visão Computacional na atualidade

Os avanços nesta ciência foram surpreendentes. Em menos de uma década, as taxas de precisão de identificação e classificação de objetos foram de 50 para 90%, fazendo com que os sistemas atuais sejam mais precisos do que seres humanos na detecção e reação a estímulos visuais.

Estes avanços foram potencializados graças a fatores como:

- Tecnologias móveis com câmaras;
- O poder computacional tornou-se mais barato e compreensível;
- Hardwares projetados para visão computacional e as suas análises estão mais disponíveis;
- Novos algoritmos como redes neurais convolucionais podem aproveitar melhor as capacidades dos hardwares e softwares.

2 ORGANIZAÇÃO DE UM SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL

Os Sistemas de Visão Computacional podem ser utilizados em diversas áreas que serão especificadas posteriormente e geralmente apresentam um fluxo em comum. A figura seguinte apresenta um fluxograma com as etapas desse fluxo e nos próximos parágrafos será detalhado cada uma dessas etapas.

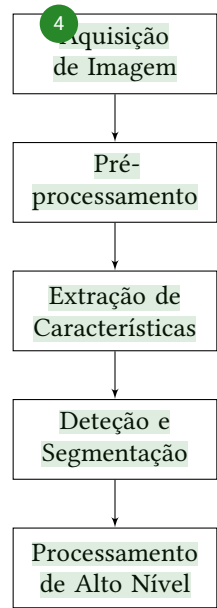


Fig. 1. Fluxograma da Organização de um Sistema de Visão Computacional

- (1) **Aquisição de Imagem:** Este primeiro passo trata-se do processo de aquisição de uma imagem ou de um conjunto delas a partir de sensores de câmaras, onde os pixels de cada imagem obtida indicam coordenadas de luz e propriedades físicas. Esta pode ser bidimensional, tridimensional ou uma sequência de imagens.
- (2) **Pré-processamento:** Antes de se obter informações sobre uma imagem é realizado este processo para aplicar métodos específicos que facilitam a identificação de um objeto, como por exemplo destaque de contornos, bordas, destaque de figuras geométricas, entre outros.
- (3) **Extração de características:** Esta etapa consiste na extração de características matemáticas que compõem uma imagem, como textura, bordas, formatos e movimento.

- (4) **Deteção e segmentação:** Este processo é realizado com o objetivo de destacar regiões relevantes da imagem, segmentando-as para o processamento seguinte.
- (5) **Processamento de alto nível:** Como último passo, este processamento inclui validação da satisfação dos dados obtidos, estimativa de parâmetros sobre a imagem e classificação dos objetos obtidos em diferentes categorias.

3 COMO FUNCIONA A VISÃO COMPUTACIONAL?

A Visão Computacional necessita de uma grande quantidade de dados para funcionar uma vez que faz análises repetitivas desses dados até descobrir distinções e finalmente reconhecer imagens. Para isto é necessário um tipo de *machine learning*, o *deep learning*, e uma rede neuronal convolucional (CNN).

3.1 A aplicação do *deep learning* na Visão Computacional

O *deep learning* é uma forma eficaz de extrair padrões úteis de imagens. O seu funcionamento baseia-se em treinar uma rede neuronal com muitas imagens de exemplo junto com padrões associados ou alguma "verdade básica" subjacente sobre as imagens. A rede aprende um conjunto de conexões que lhe permite identificar o mesmo tipo de padrão ou verdade em novas imagens.

Para um bom funcionamento do *deep learning* é necessário conjuntos de dados com milhões de imagens e as suas etiquetas sobre a verdade no terreno e muitas aplicações não têm acesso a tantas imagens e etiquetas. Além disso, o *deep learning* geralmente não funciona muito bem quando lhe é pedido para executar tarefas fora do seu contexto de treinamento específico. Por exemplo, no setor da medicina, poderíamos fazer uso desta ciência para diagnosticar uma doença específica, mas para isso teríamos de treinar a *deep network* com milhões de imagens de órgãos que apresentem a doença em diferentes estádios. Essa quantidade de imagens não existe e, mesmo que existisse, a etiquetagem das imagens por um grupo de especialistas clínicos seria demasiado cara.

Assim, surge frequentemente a pergunta, "Como se pode modificar o *deep learning* para tomar decisões inteligentes com treino limitado?". Como solução, acaba-se por recuar aos modelos de primeiros princípios com que se trabalhava antes desta tecnologia e são utilizados para construir conhecimento e inteligência prévios sobre a tarefa e o ambiente, na *deep network*. Por exemplo, para ensinar uma *deep network* a reconhecer vasos sanguíneos em exames de retina introduzimos pistas e restrições na rede para que procure por estruturas finas e curvilíneas que se ramificam como uma árvore. Com estas dicas, a rede precisa de menos imagens para treino e até apresenta um melhor desempenho do que os melhores métodos de *deep learning* da atualidade. [9]

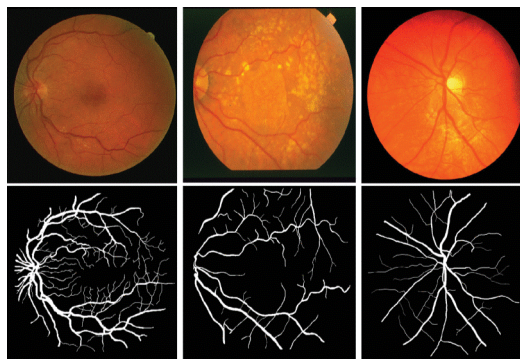


Fig. 2. Análises de retinas e as suas correspondentes estruturas de vasos marcadas manualmente

3.2 A aplicação da CNN na Visão Computacional

A rede neuronal convolucional ajuda a *deep learning* a "ver" dividindo as imagens em *pixels* onde são atribuídos *tags* ou rótulos. Esses rótulos são usados para realizar convoluções e fazer previsões sobre o que está a "ver". A precisão das suas previsões são verificadas em uma série de iterações até que comecem a tornar-se realidade.

Tal como um ser humano a decifrar uma imagem à distância, uma *CNN* primeiro discerne bordas duras e formas simples, depois preenche informações enquanto faz iterações das suas previsões. [4]

4 DIFERENÇA ENTRE UM COMPUTADOR E UM SER HUMANO AO VER UMA IMAGEM

Quando um computador vê uma imagem, ele vê *pixels* e cada um desses *pixels* tem um valor específico. Então, enquanto um ser humano olha para algo e vê diferentes cores, o computador não vê essas cores, vê valores numéricos que estão por de trás das cores e depois usa todos esses números para fazer cálculos que raciocinem o que está a acontecer na imagem.

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 3 | 3 | 7 | 5 | 3 | 2 | 2 |
| 0 | 9 | 1 | 5 | 1 | 7 | 8 | 0 | 3 |
| 3 | 8 | 4 | 7 | 3 | 7 | 0 | 4 | 2 |
| 8 | 9 | 8 | 1 | 6 | 4 | 4 | 7 | 6 |
| 3 | 8 | 3 | 4 | 3 | 1 | 7 | 9 | 8 |
| 8 | 3 | 0 | 5 | 0 | 9 | 0 | 4 | 4 |
| 3 | 8 | 0 | 3 | 0 | 9 | 4 | 3 | 9 |
| 4 | 5 | 2 | 1 | 3 | 0 | 3 | 4 | 1 |
| 0 | 4 | 4 | 1 | 7 | 5 | 7 | 6 | 9 |

Fig. 3. Visão do computador

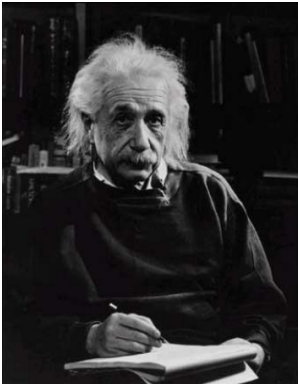


Fig. 4. Visão do ser humano

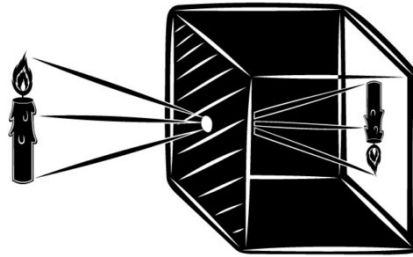
Fig. 5. A diferença entre um computador e um ser humano ao olhar uma imagem

5 FORMAÇÃO DE IMAGEM

Para se formar uma imagem, um objeto reflete a luz que incide nele e essa luz é capturada por um sensor, após um certo tempo de exposição será formado uma imagem.

Porém, há uma grande quantidade de raios de luz que incidem no objeto em ângulos diferentes e assim, o nosso sensor não é capaz de focar em nada. Para garantir que cada parte do cenário incide apenas em um ponto do sensor, introduz-se uma barreira ótica com um orifício que apenas permite a passagem de uma parte dos raios de luz, reduzindo o desfoque e proporcionando uma imagem mais nítida.

Esse buraco colocado na barreira chama-se *pinhole*, e é fundamental para a formação de uma imagem nítida, pois permite que câmaras e outros dispositivos de captura de imagem funcionem adequadamente. [8]

Fig. 6. Câmara *pinhole*

5.1 O problema com as câmaras *pinhole*

Para obter uma imagem clara, o tamanho do orifício deve ser muito pequeno. No entanto, quanto menor o tamanho desse orifício, menos luz é recebida pelo plano da imagem, sendo necessário aumentar o tempo de exposição.

Além disso, se o *pinhole* for da mesma ordem de grandeza do comprimento de onda da luz, teremos o efeito da difração, que acaba distorcendo a imagem.

A imagem mais nítida é obtida quando o diâmetro do orifício é:

$$d = 2\sqrt{f'\lambda}$$

Na prática, um orifício menor que 0,3 mm causará interferências nas ondas de luz, tornando a imagem borrada. [2]

5.2 A solução do problema: As lentes

As lentes são usadas para evitar problemas com as *pinholes*. Elas permitem que haja mais luz a ser capturada pelo sensor e também mantêm a nitidez da imagem. Funcionam refratando a luz que passa através delas, direcionando os raios de luz para os pontos corretos no sensor.

Equação de *Gauss* para lentes:

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{z} + \frac{1}{e} \quad (1)$$

- f → distância focal da lente – determina a capacidade da lente de refratar a luz
- z → distância entre o objeto e a lente
- e → distância entre a imagem formada e a lente

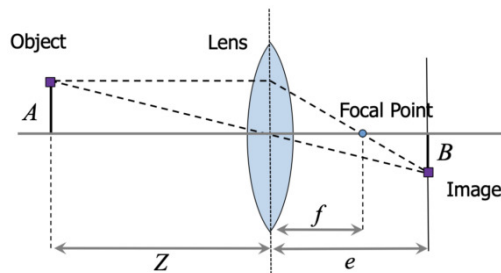


Fig. 7. Equação da lente

5.3 Profundidade de campo e abertura

A profundidade de campo é o intervalo de distâncias de objetos sobre os quais a imagem está bem focada (nítida).

A abertura controla a quantidade de luz que passa através da lente. Assim, quanto maior a abertura, menor é a profundidade de campo.



Fig. 8. Profundidade de campo

5.4 Distância focal e ângulo de visão

A distância focal da lente afeta o ângulo de visão, que é a extensão do cenário capturado pela câmara. Quanto menor a distância focal, mais amplo é o ângulo de visão. Enquanto que quanto maior for a distância focal, mais estreito é o ângulo de visão.

Ao escolher a lente apropriada, é possível ajustar a composição e o enquadramento da imagem, controlar a quantidade de luz que entra no sensor, controlar a profundidade de campo, manipular a perspectiva e a captura de detalhes sutis que seriam impossíveis de serem registrados com um modelo *pinhole*.

6 PROCESSAMENTO DE IMAGEM VS. VISÃO COMPUTACIONAL

Apesar de serem áreas distintas, muitas pessoas confundem estas duas tecnologias pois ambas lidam com ideias parecidas. Vejamos a diferença entre elas.

Processamento de Imagem manipula as imagens por meio de algoritmos, com o objetivo de melhorar a sua qualidade, dando-lhes mais nitidez e suavização.

Visão Computacional busca reproduzir, por meio de um modelo computacional, as funções da visão humana. Para isso, são utilizados algoritmos que recebem imagens, previamente submetidas a processamento digital, e buscam interpretá-las para extrair informações úteis.

Apesar de serem aplicadas de forma diferente, estas tecnologias apresentam relações entre si. O processamento de imagens, ao melhorar a qualidade das imagens, está a facilitar a extração de informações para serem analisadas posteriormente por algoritmos de Visão Computacional.

7 CAPTURA E REPRESENTAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

As câmaras digitais utilizam um conjunto de fotodíodos, como CCD ou CMOS, para transformar fótons (energia luminosa) em elétrons. Com essa tecnologia é possível capturar e armazenar imagens em formato digital, facilitando assim o processamento e o compartilhamento de fotos.

As imagens digitais são organizadas numa matriz de *pixels*, onde cada *pixel* representa a intensidade da luz em um ponto específico da imagem.

Um bom exemplo de uma imagem digital é a imagem de 8 bits, onde cada *pixel* tem uma intensidade que varia entre 0 e 255. Obtém-se essa faixa de valores a partir do uso de 8 bits para representar a intensidade, o que permite um total de $2^8 = 256$ valores distintos para cada *pixel*.

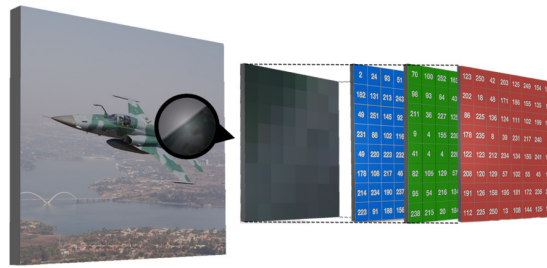


Fig. 9. Exemplo de como uma máquina “vê” uma aeronave da Força Aérea

Na figura acima, podemos constatar que cada *pixel* possui um vetor de valores associados a cada um dos canais RGB. No modelo RGB, atribui-se um valor de intensidade a cada *pixel* e no caso das imagens coloridas de 8 *bits* por canal, os valores variam de (preto) a 255 (branco) para cada um dos componentes das cores vermelho, verde e azul. [8]

7.1 O filtro Bayer

As câmaras digitais costumam utilizar um sistema de detecção de cores baseado em imagens RGB, onde cada cor é representada por um canal específico (vermelho, verde e azul).

Um dos métodos mais comuns para capturar essas cores é o padrão *Bayer*, desenvolvido por Bryce Bayer em 1976. Este consiste em uma matriz de filtros RGB alternados colocados sobre o conjunto de *pixels*.

Vale ressaltar que o sinal de luminância é determinado principalmente pelos valores verdes, assim a quantidade de filtros verdes é duas vezes maior que a de filtros vermelhos e azuis, portanto, também é chamado de BGGR, RGBG, GRBG, ou RGGB. Além disso, o sistema visual humano é mais sensível às diferenças espaciais de luminância do que de crominância. Para cada *pixel*, os componentes de cor ausentes podem ser estimados a partir dos valores vizinhos por interpolação, um processo conhecido como desmosaicagem.

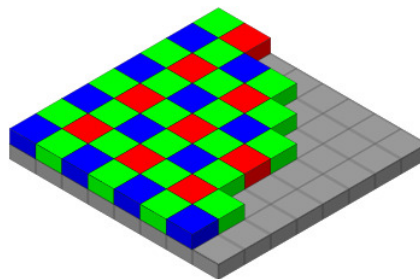


Fig. 10. A disposição *Bayer* de filtros de cor na matriz de *pixels* de um sensor de imagem

Isto é apenas um exemplo comum, pois na prática uma imagem digital pode ter mais *bits* e canais. Além do modelo RGB, existem muitos outros como o CMYK, HSV, YUV e HTML, que também podem ser utilizados na representação e processamento de imagens digitais.

8 RECONHECIMENTO DE IMAGEM

O Reconhecimento de Imagem é um subconjunto da Visão Computacional, que permite que computadores identifiquem ou reconheçam padrões ou objetos em imagens digitais, ou seja, dá a capacidade de identificar objetos, pessoas, lugares e textos em qualquer imagem. O seu principal objetivo é classificar imagens com base em rótulos e categorias pré-definidas após analisar e interpretar o conteúdo visual para aprender informações significativas.

O Reconhecimento de Imagem é usado para a tarefa específica de identificar e detetar objetos em uma imagem, para que depois a Visão Computacional leve o reconhecimento de imagem um passo adiante e interprete os dados visuais dentro do quadro. [6]

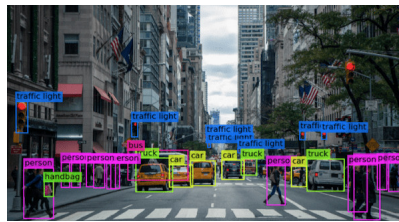


Fig. 11. Exemplo de Reconhecimento de Imagem

9 AS APLICAÇÕES DA VISÃO COMPUTACIONAL

Tal como foi referido anteriormente, os Sistemas de Visão Computacional são aplicados em inúmeras áreas, tais como: [3]

- Saúde: Esta tecnologia é usada no processamento de imagens de exames, como radiografia, tomografia, ultrassonografia, análise de microscopia, entre outros procedimentos, ajudando assim também a otimizar o diagnóstico do médico ao analisar as imagens e ao identificar padrões que possam indicar anomalias;
- Agricultura: Neste setor esta tecnologia pode ser beneficiada de diferentes formas, nomeadamente no controle do plantio, robotização da colheita, identificação de ervas daninhas e da presença de animais, administração do uso de fertilizantes, controle de pragas, rastreamento do rebanho e controle de peso dos animais;
- Uso militar: As forças armadas fazem uso desta ciência em tarefas como, a identificação de unidades inimigas ou de projéteis lançados, utilização de *drones* para monitorizar as fronteiras terrestres, entre outras;
- Veículos autónomos: Este tipo de automóveis são cada vez mais utilizados hoje em dia e para o seu bom funcionamento é utilizado esta inteligência para que o carro reconheça o trajeto e os obstáculos no percurso;
- Indústria: São diversos os setores produtivos que fazem proveito desta tecnologia, nomeadamente, o alimentício, têxtil, automobilístico e muitos outros. Estes setores são auxiliados, por exemplo, no controle de qualidade, na contagem de itens, na identificação de equipamentos desgastados e em sistemas de monitoramento;
- Segurança: Esta inteligência pode ser usada em auxílio da segurança pública. A partir de sistemas de reconhecimento facial pode-se, por exemplo, procurar por suspeitos, confirmar operações em diversos aplicativos, entre outros.

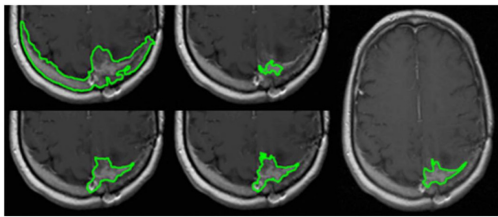


Fig. 12. Tumor cerebral identificado por ¹⁹um sistema de Visão Computacional em uma imagem obtida por uma ressonância magnética

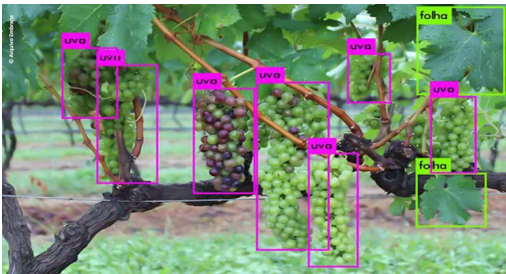


Fig. 13. Identificação das uvas e das folhas



Fig. 14. Veículo autônomo



Fig. 15. Sistema de reconhecimento facial

10 RECONHECIMENTO FACIAL

Tal como foi referido anteriormente, na secção ²⁴, reconhecimento facial é uma das aplicações da Visão Computacional. Iremos agora aprofundar um pouco mais nesse assunto, começando pela sua definição e como esta funciona. O reconhecimento facial trata-se da capacidade de identificar rostos humanos através de imagens ou vídeos. Para compreender como esta funciona é essencial entender o que são pontos nodais. Os pontos nodais são pontos estratégicos na face humana, como os cantos dos olhos, do nariz e da boca, que são usados para identificar de maneira única cada indivíduo. A Visão Computacional analisa esses pontos nodais identificados nos rostos, mapeando a geometria facial e capturando dados cruciais. Assim, essa análise é essencial para criar um perfil único para cada indivíduo e garantir uma identificação precisa. [7]

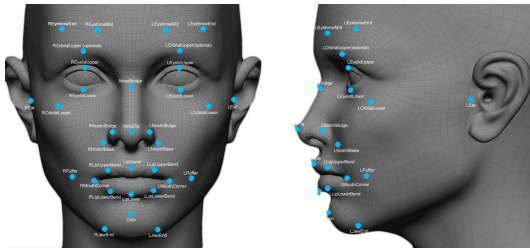


Fig. 16. Identificação de pontos nodais

11 RECENTES AVANÇOS NA VISÃO COMPUTACIONAL

Nos últimos anos, tem havido avanços significativos graças às inovações em tecnologia e algoritmos. O *deep learning* foi uma das áreas que mais impulsionou esses avanços, com o uso de *CNNs*, os pesquisadores conseguiram melhorar significativamente a precisão em tarefas como reconhecimento de objetos e segmentação de imagens.

Além disso, o desenvolvimento de grandes conjuntos de dados permitiu treinar e avaliar modelos de Visão Computacional em uma escala sem igual. Outro avanço importante é a capacidade de rastrear objetos em tempo real, o que é fundamental para aplicações como veículos autônomos e sistemas de vigilância.

12 OS DESAFIOS DA VISÃO COMPUTACIONAL

Apesar dos constantes avanços desta tecnologia ao longo das décadas ainda apresenta uma série de desafios que demandam soluções inovadoras. [1]

- Lidar com a grande quantidade de dados disponíveis, pois a disponibilidade de imagens e vídeos está a aumentar cada vez mais, sendo necessário encontrar maneiras mais eficientes de lidar com grandes conjuntos de dados e processá-los de forma rápida e precisa.
- A precisão, apesar de os algoritmos e modelos estarem cada vez mais sofisticados, podemos melhorar a detecção e reconhecimento de objetos, tal como a segmentação de imagens.
- A variação da iluminação pode afetar a qualidade e a precisão das imagens capturadas. Em ambientes com pouca ou muita luz, torna-se difícil para os sistemas de Visão Computacional identificarem corretamente objetos e detalhes, levando a erros na análise e no processamento das imagens.
- Muitos objetos ou informações visuais tornam-se num obstáculo, pois fica muito complexo para que a máquina consiga separar e identificar corretamente cada elemento presente na cena, o que pode levar a erros na detecção e classificação de objetos.
- A variação de ângulos e perspectivas pode, em algumas situações, dificultar que os sistemas de visão computacional identifiquem corretamente a posição e a orientação de objetos em relação à câmara, causando erros na análise e no processamento das imagens.

12.1 Como solucionar esses desafios

Para superar esses desafios, é necessário investir em pesquisa e desenvolvimento de algoritmos mais avançados, capazes de lidar com variações de iluminação, complexidade de cenas e variação de perspectivas. Também, é importante investir em sistemas de *hardware* mais potentes e eficientes, capazes de processar grandes quantidades de dados em tempo real.

Além disso, é fundamental o uso de técnicas de aprendizado de máquina e inteligência artificial, que podem ajudar esta ciência a aprender e a se adaptar às diferentes situações e desafios encontrados. Com o avanço da tecnologia e o aprimoramento contínuo dos algoritmos e técnicas utilizadas, é possível superar os desafios da visão computacional e torná-la ainda mais precisa e eficiente em diversas aplicações.

13 O FUTURO DA VISÃO COMPUTACIONAL

Com os contínuos avanços na tecnologia e em pesquisas, os algoritmos de *deep learning* tornam-se mais sofisticados e eficientes, por isso, é de se esperar por melhorias em tarefas como detecção de objetos, segmentação de imagens e reconhecimento de padrões. Além disso, a Visão Computacional está cada vez mais integrada em diferentes áreas. Assim, com a sua constante evolução e expansão, a Visão Computacional está destinada a desempenhar um papel cada vez mais importante no mundo digital.

14 CONCLUSÃO

Concluindo, ² Visão Computacional é um subcampo da Inteligência Artificial que faz uso do *deep learning* e de uma *rede neuronal convolucional* para permitir que o computador "veja" as coisas ao seu redor e as possa interpretar e analisar. Apesar de alguns aspetos que podem ser melhorados, tem tido uma grande evolução ao longo dos anos, contribuindo positivamente para diversos setores e tendo um futuro promissor.

REFERENCES

- [1] Awari. 2023. *Visão computacional: o que é e como funciona esta inteligência artificial*. Awari. https://awari.com.br/visao-computacional/?utm_source=blog&utm_campaign=projeto+blog&utm_medium=Vis%C3%A3o%20computacional:23%20o%20que%20%C3%A9%20e%20como%20funciona%20esta%20intelig%C3%Aancia%20artificial Acesso em 8 de dezembro de 2023.
- [2] Eduardo Cabral. 2023. *Visão Computacional Formação de imagens*. edisciplinas. https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/2056259/mod_folder/content/0/V2%20-%20Forma%C3%A7%C3%A3o%20de%20imagem.pdf Acesso em 7 de dezembro de 2023.
- [3] Mauricio Dobes. 2021. *Visão computacional: conheça as aplicações e a importância para a transformação digital*. certi.org.br. <https://certi.org.br/blog/visao-computacional/#:~:text=Resumidamente%2C%20embora%20possa%20variar%20de%20acordo%20com%20a,as%20m%C3%A1quinas%20identifiquem%20bordas%20e%20cantos.%20Mais%20itens> Acesso em 7 de dezembro de 2023.
- [4] IBM. 2023. *O que é Computer Vision?* IBM. <https://www.ibm.com/br-pt/topic/computer-vision> Acesso em 21 de novembro de 2023.
- [5] SAS Insights. 2023. *Visão Computacional O que é e qual sua importância?* SAS. https://www.sas.com/pt_br/insights/analytics/computer-vision.html Acesso em 7 de dezembro de 2023.
- [6] Kunal Kejriwal. 2023. *Reconhecimento de imagem vs. Visão computacional: quais são as diferenças?* unite.ai. <https://www.unite.ai/pt/reconhecimento-de-imagem-vs-vis%C3%A3o-computacional/> Acesso em 8 de dezembro de 2023.
- [7] Lenscope. 2023. *Reconhecimento facial: tudo sobre essa tecnologia inovadora*. lenscope. <https://lenscope.com.br/blog/reconhecimento-facial/#:~:text=No%20contexto%20do%20reconhecimento%20facial%20a%20vis%C3%A3o%20computacional,de%20cada%20indiv%C3%ADduo%20e%20garantir%20uma%20identifica%C3%A7%C3%A3o%20precisa.> Acesso em 9 de dezembro de 2023.
- [8] Carlos Melo. 2023. *Fundamentos da Formação da Imagem*. sigmoidal.ai. <https://sigmoidal.ai/fundamentos-da-formacao-da-imagem-na-visao-computacional/> Acesso em 8 de dezembro de 2023.
- [9] parc. 2023. *Conheça o pesquisador Raja Bala fala sobre visão computacional, deep learning e tecnologia explicável*. parc. <https://www.parc.com/blog/meet-the-researcher-raj-bala-talks-about-computer-vision-deep-learning-and-explainable-technology/> Acesso em 9 de dezembro de 2023.

● 41% geral de similaridade

As principais fontes encontradas nos seguintes bancos de dados:

- 40% Banco de dados da Internet
- Banco de dados do Crossref
- 6% Banco de dados de trabalhos enviados
- 5% Banco de dados de publicações
- Banco de dados de conteúdo publicado no Crossref

PRINCIPAIS FONTES

As fontes com o maior número de correspondências no envio. Fontes sobrepostas não serão exibidas.

| | | |
|---|---|-----|
| 1 | sigmoidal.ai Internet | 13% |
| 2 | awari.com.br Internet | 5% |
| 3 | xerox.com Internet | 4% |
| 4 | docplayer.com.br Internet | 3% |
| 5 | sas.com Internet | 3% |
| 6 | certi.org.br Internet | 3% |
| 7 | RMIT University on 2021-01-13 Submitted works | 2% |
| 8 | ibm.com Internet | 2% |

| | | | |
|----|--|-------------------------|-----|
| 9 | foxfly.com.br | Internet | 1% |
| 10 | Pontificia Universidade Catolica on 2021-06-29 | Submitted works | <1% |
| 11 | bdigital.ipg.pt | Internet | <1% |
| 12 | Ana Malta, Torres Farinha, Mateus Mendes. "Augmented Reality in Mai... | Crossref | <1% |
| 13 | fapan.edu.br | Internet | <1% |
| 14 | export.arxiv.org | Internet | <1% |
| 15 | parc.com | Internet | <1% |
| 16 | gpec.ucdb.br | Internet | <1% |
| 17 | National College of Ireland on 2023-12-17 | Submitted works | <1% |
| 18 | Robert Kennedy College AG on 2023-12-23 | Submitted works | <1% |
| 19 | Caetano, Alexandra Cristina Moreira(Venturelli, Suzete). "Interface : pr... | Publication | <1% |
| 20 | Maria Fernanda Riscali de Lima Moraes. "O cinema do diretor de fotogr... | Crossref posted content | <1% |

| | | |
|----|---|-----|
| 21 | repositorio.uergs.edu.br | <1% |
| | Internet | |
| 22 | ifi.unicamp.br | <1% |
| | Internet | |
| 23 | puna.kr | <1% |
| | Internet | |
| 24 | doaj.org | <1% |
| | Internet | |
| 25 | hal.inrae.fr | <1% |
| | Internet | |
| 26 | A. P. Rauter. "Synthetic, Fungicidal Unsaturated- γ -lactones Attached to... | <1% |
| | Crossref | |
| 27 | Universidade de Sao Paulo on 2013-11-30 | <1% |
| | Submitted works | |