

# Introdução a Visualização de Informação aplicada à Visão Computacional

---

Prof. Tácito Neves  
[tacito@dcx.ufpb.br](mailto:tacito@dcx.ufpb.br)

WVC'2024

UFV - Rio Paranaíba - MG

# Roteiro

- O instrutor
- Introdução a Visualização
- Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

# Perfil de vocês...

Quem é da área de Visão Computacional?

Quem é estudante?

Algum profissional?

**0 Instructor**

# 0 Instrutor

## Formação:

1. Graduação em Ciência da Computação UFAL (2008)
2. Mestrado em Ciência da Computação ICMC-USP (2011)
3. Doutorado em Ciência da Computação ICMC-USP (2016)

## Atuação Profissional:

Professor da UFPB - *Campus IV*, Tem atuado em projetos de pesquisa nas áreas de Visualização Computacional, Inteligência Artificial, Aprendizado de Máquina, Visão Computacional e Realidade Aumentada.

# 0 Instrutor



WVC'2024

UEV - Rio Paranaíba - MG

# 0 Instrutor



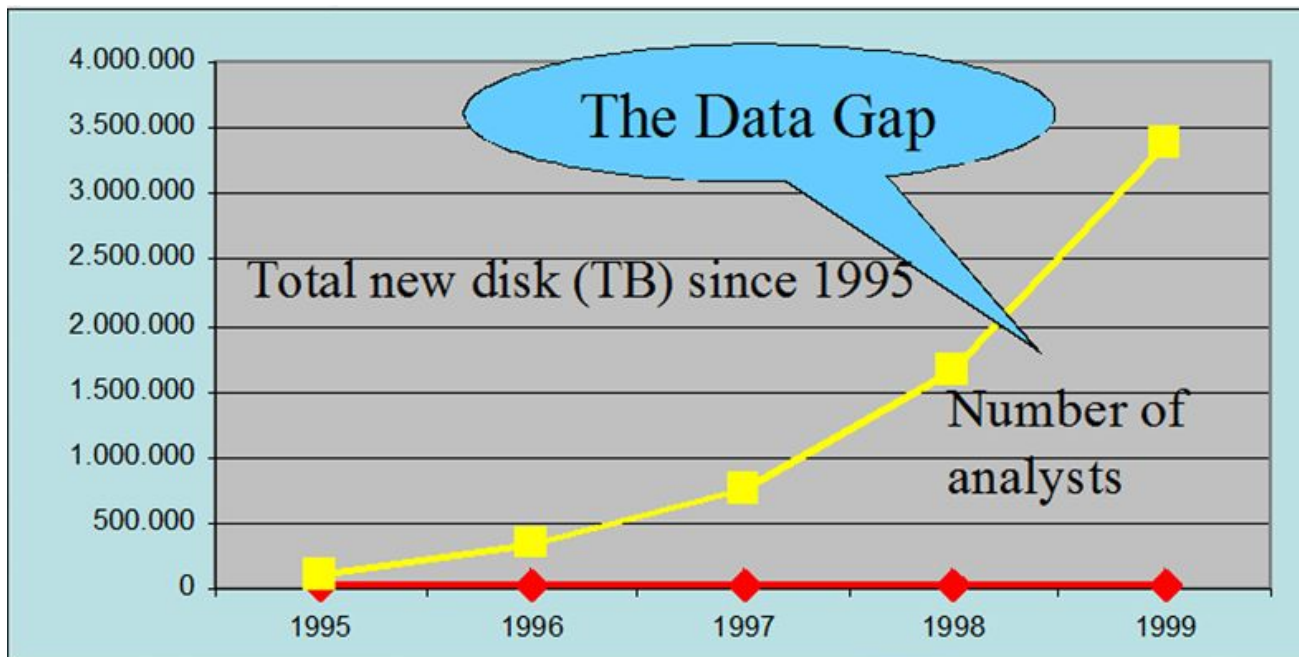
WVC'2024

UEV - Rio Paranaíba - MG

# **Introdução a Visualização**



# Introdução a Visualização



# Introdução a Visualização

- Em 2007 existiam cerca de 30 milhões de câmeras de vigilância somente nos EUA.
  - Mais de 4 bilhões de horas de vídeo toda semana [J. Vlahos, 2008]
- Em 2002, 5 exabytes de nova informação impressa, magnética e óptica foi produzida
  - Equivalente a 37,000 cópias de todos os 7 milhões de livros da Biblioteca do Congresso americano [Lyman & Hal, 2003]

# Introdução a Visualização

- Na média, atualmente uma pessoa em uma grande companhia troca cerca de 177 mensagens por dia [Tanaka, 1998].
- Uma única edição do New York Times atual contém mais informação do que uma pessoa comum no século 17 teve contato em toda sua vida [Tanaka, 1998].

# Introdução a Visualização

- Uma solução simples?

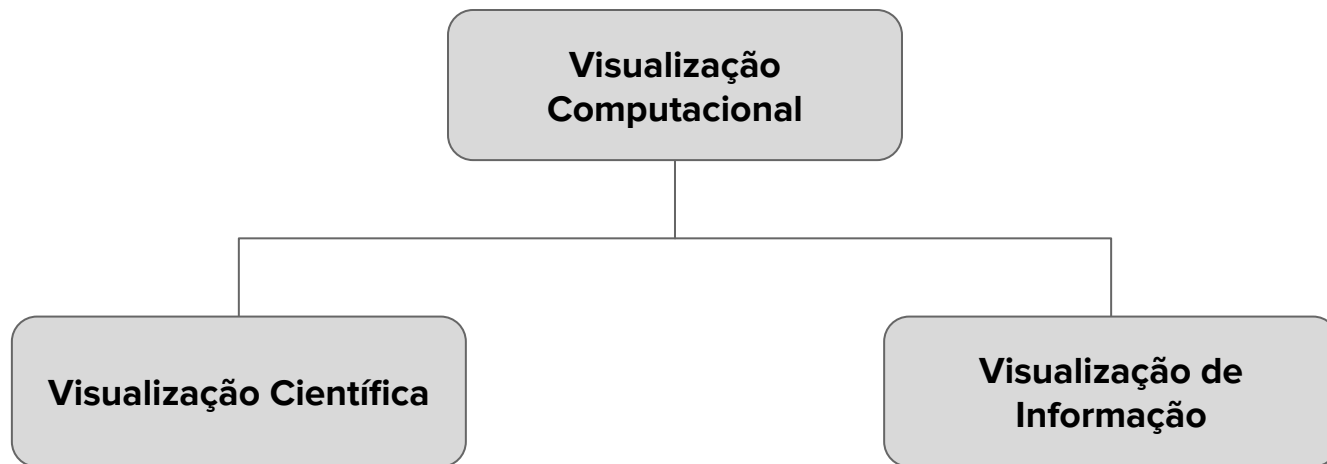
# Introdução a Visualização

- Uma solução simples?
  - Coletar menos dados...

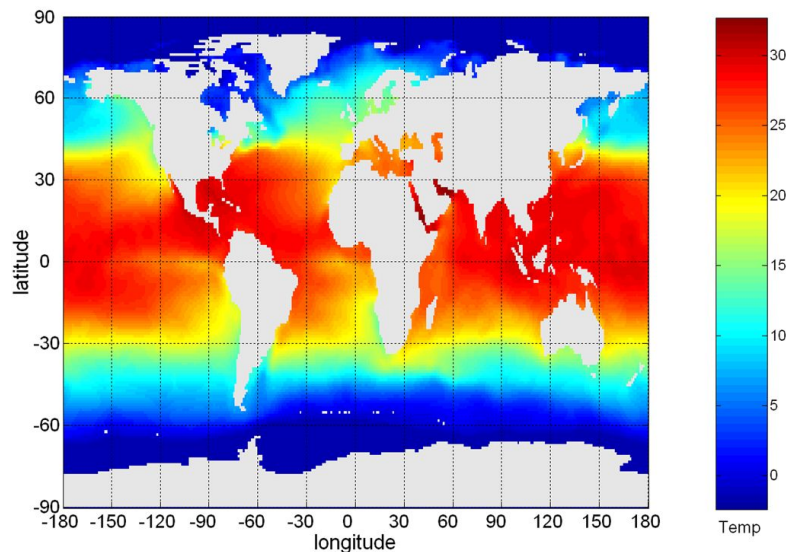
# Introdução a Visualização

- Visualização é a comunicação de informação usando representações gráficas [Ward et al., 2010].
- Uma única imagem pode conter uma grande quantidade de informação e ser interpretada muito mais rapidamente que texto
  - Interpretação de imagens é realizada paralelamente no sistema perceptual, texto é sequencial (leitura)
  - Imagem também independe da linguagem

# Introdução a Visualização de Informação



# Introdução a Visualização



**10.000 medidas de temperatura da superfície do oceano são resumidas em uma única figura.**



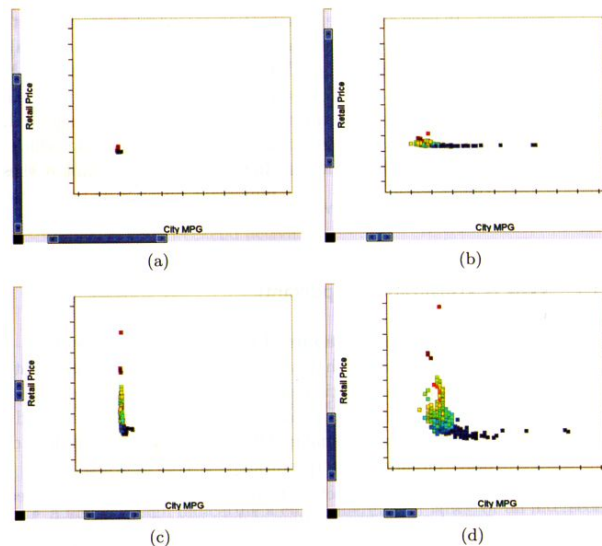
# Introdução a Visualização

- Visualização já vem sendo empregada em diversas atividades em substituição à divulgação de informação de forma verbal ou escrita
- Atividades regulares:
  - Mapas de trem e metrô
  - Mapa de de uma região para determinar rota
  - Gráficos explicativos em jornais e revistas
  - Gráficos de previsão do tempo
  - Imagens de tomógrafos computadorizados
  - Manuais de instrução para montagem de móveis, bicicletas, etc

# Introdução a Visualização

- Qual o efeito da apresentação dos dados em tomadas de decisão?
  - Pode modificar uma decisão?
  - Existe alguma representação melhor com maior influência?

# Introdução a Visualização

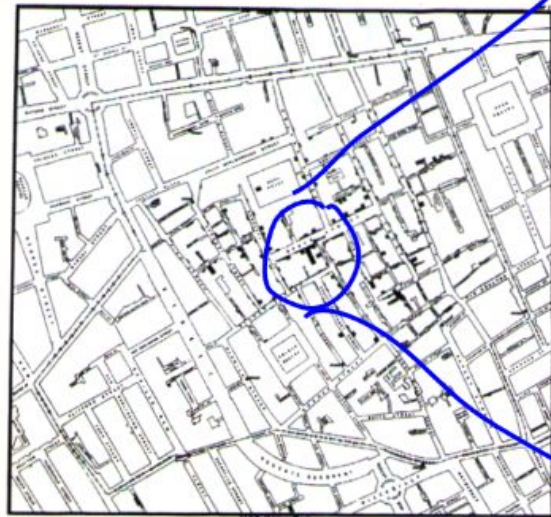


Mesmo conjunto de dados desenhado usando diferentes escalas é percebido de forma diferente. (a) escala uniforme em x e y. (b) escala maior em x. (c) escala maior em y. (d) escala determinada pelas faixas de x e y.

# Introdução a Visualização

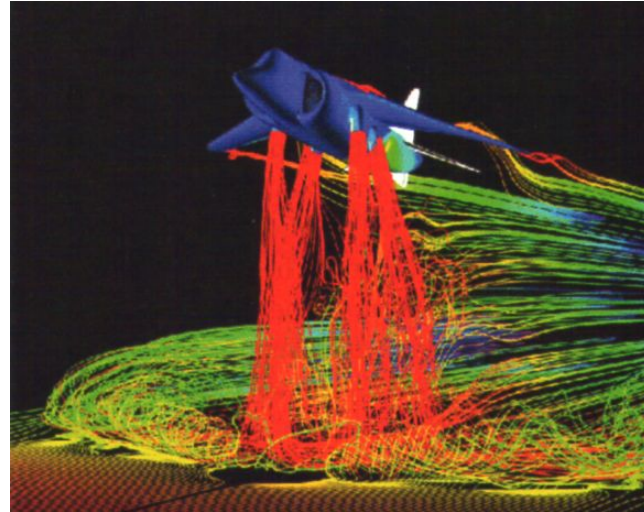
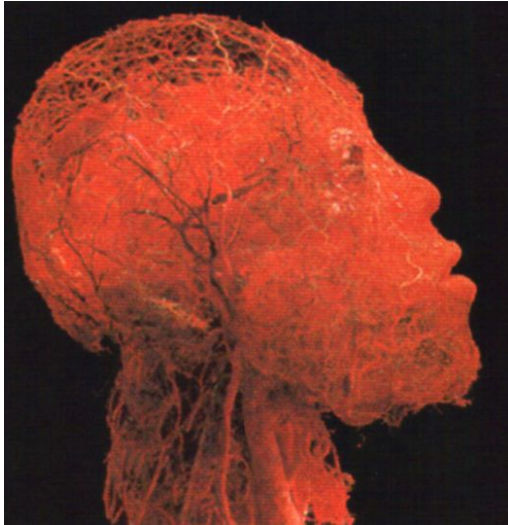
- A importância está em interpretar dados mais rapidamente ajudando no processo de descoberta de conhecimento e tomada de decisão.

# Introdução a Visualização



Mapa de John Snow detalhando as mortes por cólera em 1854 em Londres. Mais de 500 mortes verificadas próximo a bomba d'água na Broad Street.

# Introdução a Visualização



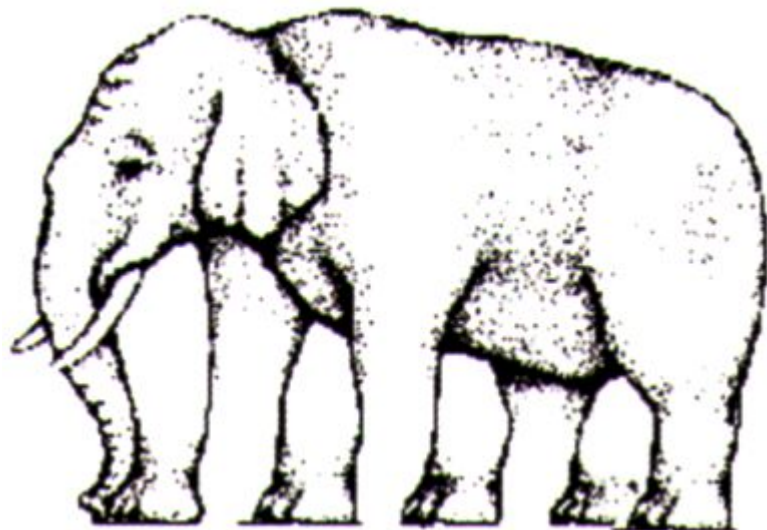
Visualização pode representar dados bastante complexos. Configuração de veias na cabeça e cérebro.  
Simulação da vazão do ar gerado por um avião na hora da decolagem.

# Introdução a Visualização

- Na visualização, um aspecto crítico são as habilidades e limitações do sistema visual humano.
  - Beleza dos gráficos é importante, mas ambiguidades (ou ilusões) devem ser evitadas em ambientes de tomada de decisão.

# Introdução a Visualização

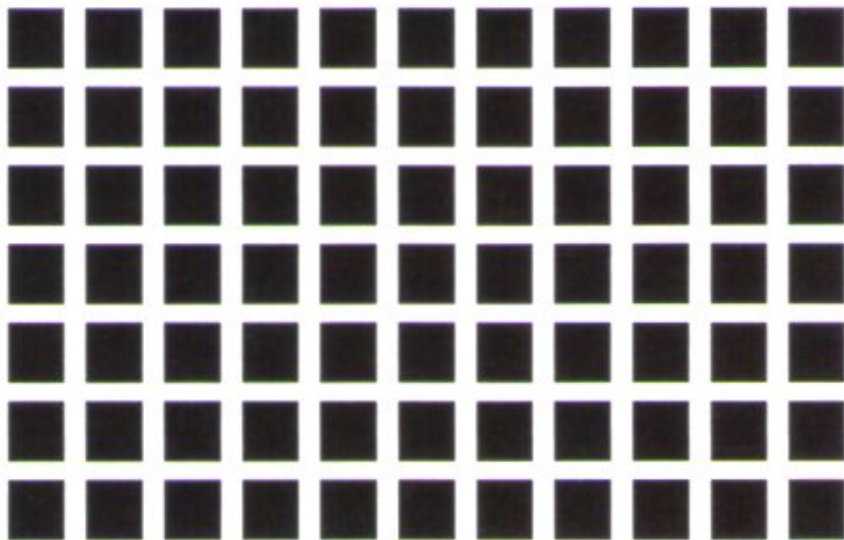
- Na visualização, um aspecto crítico são as habilidades e limitações do sistema visual humano.
  - Beleza dos gráficos é importante, mas ambiguidades (ou ilusões) devem ser evitadas em ambientes de tomada de decisão.





# Introdução a Visualização

- Na visualização, um aspecto crítico são as habilidades e limitações do sistema visual humano.
  - Artefatos visuais podem ser criados: cuidado para não mapear uma variável em um atributo gráfico que temos habilidade limitada para controlar ou quantificar.
  - Texturas são ruins para representar valores numéricos



# Introdução

- Na visão

- 1

- 2

- 3

3.

ibuto

WVC2024

UEV - Rio Paranaíba - MG

# Introdução a Visualização

- **Scatterplots:** Uma das visualizações mais antigas desenvolvidas.
  - Dois atributos são comparados mapeando cada instância de dados em um gráfico, podendo outros serem mapeados para cor e tamanho desse.
- **Estudo de Caso**
  - Conjunto de dados sobre carros e caminhões contendo 428 veículos

# Introdução a Visualização

Vehicle Name	Small/Sporty/ Compact/Large	Sports								Retail	Dealer	Engine	Cyl	HP	City	Hwy	Weight	Wheel		
	Sedan	Car	SUV	Wagon	Minivan	Pickup	AWD	RWD	Price	Cost	Size (l)				MPG	MPG		Base	Len	Width
Toyota 4Runner SR5 V6		0	0	1	0	0	0	0	0	27710	24801	4	6	245	18	21	4035	110	189	74
Toyota Avalon XL 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	26560	23693	3	6	210	21	29	3417	107	192	72
Toyota Avalon XLS 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	30920	27271	3	6	210	21	29	3439	107	192	72
Toyota Camry LE 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19560	17558	2.4	4	157	24	33	3086	107	189	71
Toyota Camry LE V6 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	22775	20325	3	6	210	21	29	3296	107	189	71
Toyota Camry Solara SE 2dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19635	17722	2.4	4	157	24	33	3175	107	193	72
Toyota Camry Solara SE V6 2dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	21965	19819	3.3	6	225	20	29	3417	107	193	72
Toyota Camry Solara SLE V6 2dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	26510	23908	3.3	6	225	20	29	3439	107	193	72
Toyota Camry XLE V6 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	25920	23125	3	6	210	21	29	3362	107	189	71
Toyota Celica GT-S 2dr	0	1	0	0	0	0	0	0	0	22570	20363	1.8	4	180	24	33	2500	102	171	68
Toyota Corolla CE 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	14085	13065	1.8	4	130	32	40	2502	102	178	67
Toyota Corolla LE 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15295	13889	1.8	4	130	32	40	2524	102	178	67
Toyota Corolla S 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15030	13650	1.8	4	130	32	40	2524	102	178	67
Toyota Echo 2dr auto	1	0	0	0	0	0	0	0	0	11560	10896	1.5	4	108	33	39	2085	93	163	65
Toyota Echo 2dr manual	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10760	10144	1.5	4	108	35	43	2035	93	163	65
Toyota Echo 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	11290	10642	1.5	4	108	35	43	2055	93	163	65
Toyota Highlander V6	0	0	1	0	0	0	0	1	0	27930	24915	3.3	6	230	18	24	3935	107	185	72
Toyota Land Cruiser	0	0	1	0	0	0	1	0	0	54765	47986	4.7	8	325	13	17	5390	112	193	76
Toyota Matrix XR	0	0	0	1	0	0	0	0	0	16895	15156	1.8	4	130	29	36	2679	102	171	70
Toyota MR2 Spyder convertible 2dr	0	1	0	0	0	0	0	1	0	25130	22787	1.8	4	138	26	32	2195	97	153	67
Toyota Prius 4dr (gas/electric)	1	0	0	0	0	0	0	0	0	20510	18926	1.5	4	110	59	51	2890	106	175	68
Toyota RAV4	0	0	1	0	0	0	1	0	0	20290	18553	2.4	4	161	22	27	3119	98	167	68
Toyota Sequoia SR5	0	0	1	0	0	0	1	0	0	35695	31827	4.7	8	240	14	17	5270	118	204	78
Toyota Sienna CE	0	0	0	0	1	0	0	0	0	23495	21198	3.3	6	230	19	27	4120	119	200	77
Toyota Sienna XLE Limited	0	0	0	0	1	0	0	0	0	26800	25690	3.3	6	230	19	27	4165	119	200	77
Toyota Tacoma	0	0	0	0	0	1	0	1	0	12800	11879	2.4	4	142	22	27	2750	103	*	*
Toyota Tundra Access Cab V6 SR5	0	0	0	0	0	0	1	1	0	25935	23520	3.4	6	190	14	17	4435	128	*	*
Toyota Tundra Regular Cab V6	0	0	0	0	0	1	0	1	0	16495	14978	3.4	6	190	16	20	3925	128	*	*

Somente os veículos Toyota (28 instâncias).

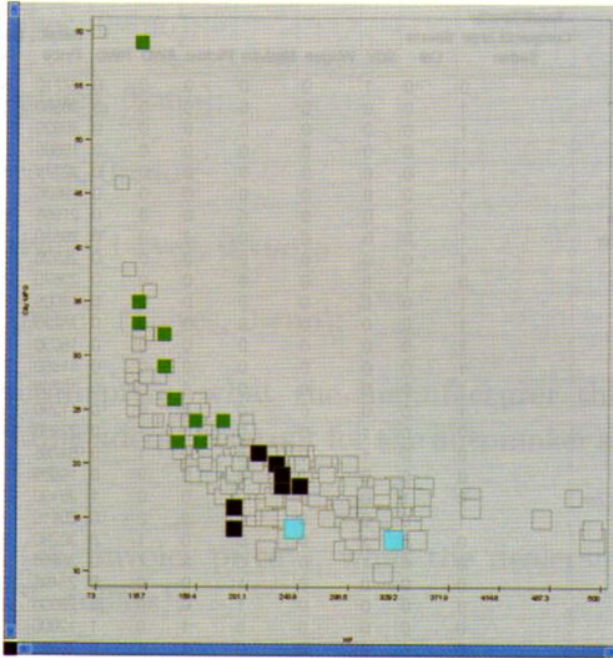
# Introdução a Visualização

Vehicle Name	Small/Sporty/ Compact/Large	Sports								Retail	Dealer	Engine	Cyl	HP	City	Hwy	Weight	Wheel		
	Sedan	Car	SUV	Wagon	Minivan	Pickup	AWD	RWD	Price	Cost	Size (l)			MPG	MPG		Base	Len	Width	
Toyota 4Runner SR5 V6		0	0	1	0	0	0	0	0	27710	24801	4	6	245	18	21	4035	110	189	74
Toyota Avalon XL 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	26560	23693	3	6	210	21	29	3417	107	192	72
Toyota Avalon XLS 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	30920	27271	3	6	210	21	29	3439	107	192	72
Toyota Camry LE 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19560	17558	2.4	4	157	24	33	3086	107	189	71
Toyota Camry LE V6 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	22775	20325	3	6	210	21	29	3296	107	189	71
Toyota Camry Solara SE 2dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	19635	17722	2.4	4	157	24	33	3175	107	193	72
Toyota Camry Solara SE V6 2dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	21965	19819	3.3	6	225	20	29	3417	107	193	72
Toyota Camry Solara SLE V6 2dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	26510	23908	3.3	6	225	20	29	3439	107	193	72
Toyota Camry XLE V6 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	25920	23125	3	6	210	21	29	3362	107	189	71
Toyota Celica GT-S 2dr	0	1	0	0	0	0	0	0	0	22570	20363	1.8	4	180	24	33	2500	102	171	68
Toyota Corolla CE 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	14085	13065	1.8	4	130	32	40	2502	102	178	67
Toyota Corolla LE 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15295	13889	1.8	4	130	32	40	2524	102	178	67
Toyota Corolla S 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15030	13650	1.8	4	130	32	40	2524	102	178	67
Toyota Echo 2dr auto	1	0	0	0	0	0	0	0	0	11560	10896	1.5	4	108	33	39	2085	93	163	65
Toyota Echo 2dr manual	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10760	10144	1.5	4	108	35	43	2035	93	163	65
Toyota Echo 4dr	1	0	0	0	0	0	0	0	0	11290	10642	1.5	4	108	35	43	2055	93	163	65
Toyota Highlander V6	0	0	1	0	0	0	0	1	0	27930	24915	3.3	6	230	18	24	3935	107	185	72
Toyota Land Cruiser	0	0	1	0	0	0	0	1	0	54765	47986	4.7	8	325	13	17	5390	112	193	76
Toyota Matrix XR	0	0	0	1	0	0	0	0	0	16695	15156	1.8	4	130	29	36	2679	102	171	70
Toyota MR2 Spyder convertible 2dr	0	1	0	0	0	0	0	0	1	25130	22787	1.8	4	138	26	32	2195	97	153	67
Toyota Prius 4dr (gas/electric)	1	0	0	0	0	0	0	0	0	20510	18926	1.5	4	110	59	51	2890	106	175	68
Toyota RAV4	0	0	1	0	0	0	0	1	0	20290	18553	2.4	4	161	22	27	3119	98	167	68
Toyota Sequoia SR5	0	0	1	0	0	0	0	1	0	35695	31827	4.7	8	240	14	17	5270	118	204	78
Toyota Sienna CE	0	0	0	0	1	0	0	0	0	23495	21198	3.3	6	230	19	27	4120	119	200	77
Toyota Sienna XLE Limited	0	0	0	0	1	0	0	0	0	26800	25690	3.3	6	230	19	27	4165	119	200	77
Toyota Tacoma	0	0	0	0	0	1	0	1	0	12800	11879	2.4	4	142	22	27	2750	103	*	*
Toyota Tundra Access Cab V6 SR5	0	0	0	0	0	0	1	1	0	25935	23520	3.4	6	190	14	17	4435	128	*	*
Toyota Tundra Regular Cab V6	0	0	0	0	0	0	1	0	1	16495	14978	3.4	6	190	16	20	3925	128	*	*

- Qual a relação entre o modelo do veículo e o consumo de combustível?



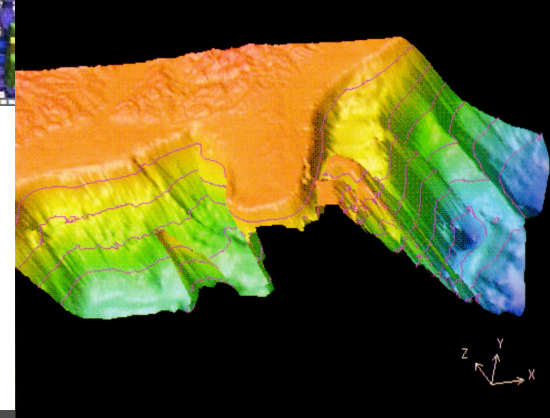
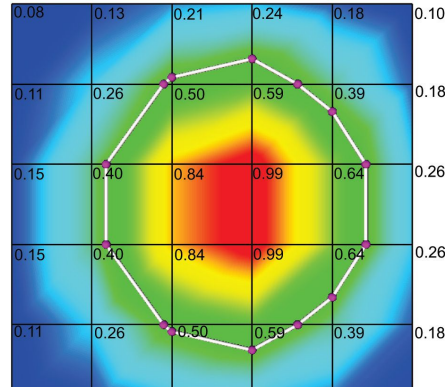
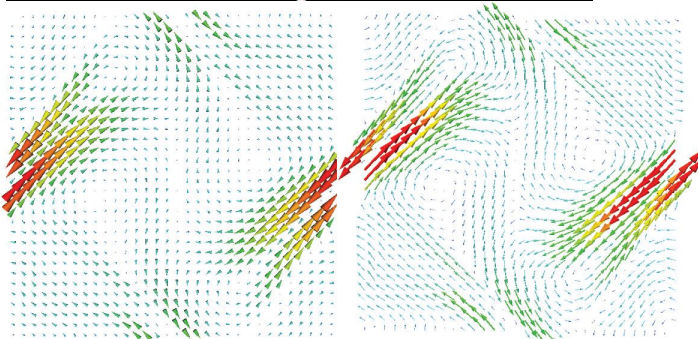
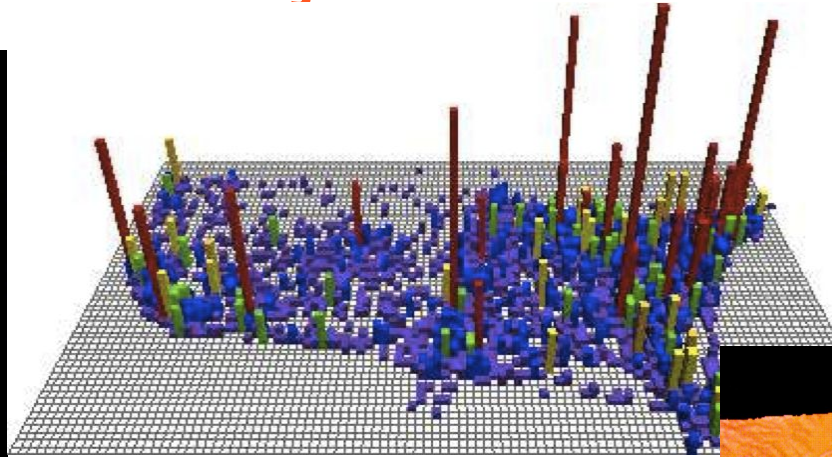
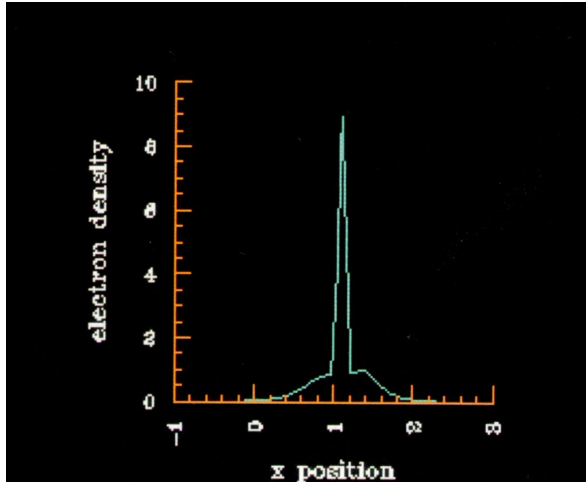
# Introdução a Visualização



- Qual a relação entre o modelo do veículo e o consumo de combustível?

Scatterplot comparando a potência dos carros Toyota vs o consumo na cidade. A classe do veículo (esporte, minivan, pickup, etc.) é mapeada para cor.

# Introdução a Visualização



WVC'2024

UFV - Rio Paranaíba - MG

# Introdução a Visualização

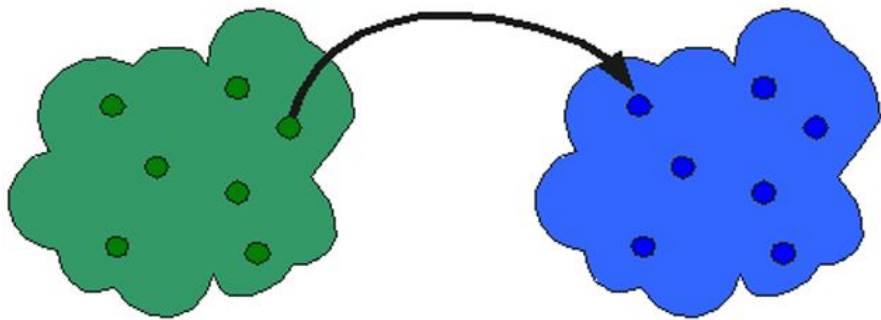
## Projeção Multidimensional:

- O princípio dos métodos de projeção é buscar manter as relações presentes no espaço  $m$ -dimensional no espaço projetado  $p$ -dimensional
  - Por exemplo, relações de similaridade, vizinhança, etc.
- O resultado é um conjunto de pontos no plano
  - Pontos próximos indicam instâncias relacionadas, pontos distantes indicam objetos não-relacionados



# Introdução a Visualização

$$X \in \mathbb{R}^m \quad f \quad Y \in \mathbb{R}^p=\{1,2,3\}$$



- $\delta : x_i, x_j \rightarrow \mathbb{R}, x_i, x_j \in X$

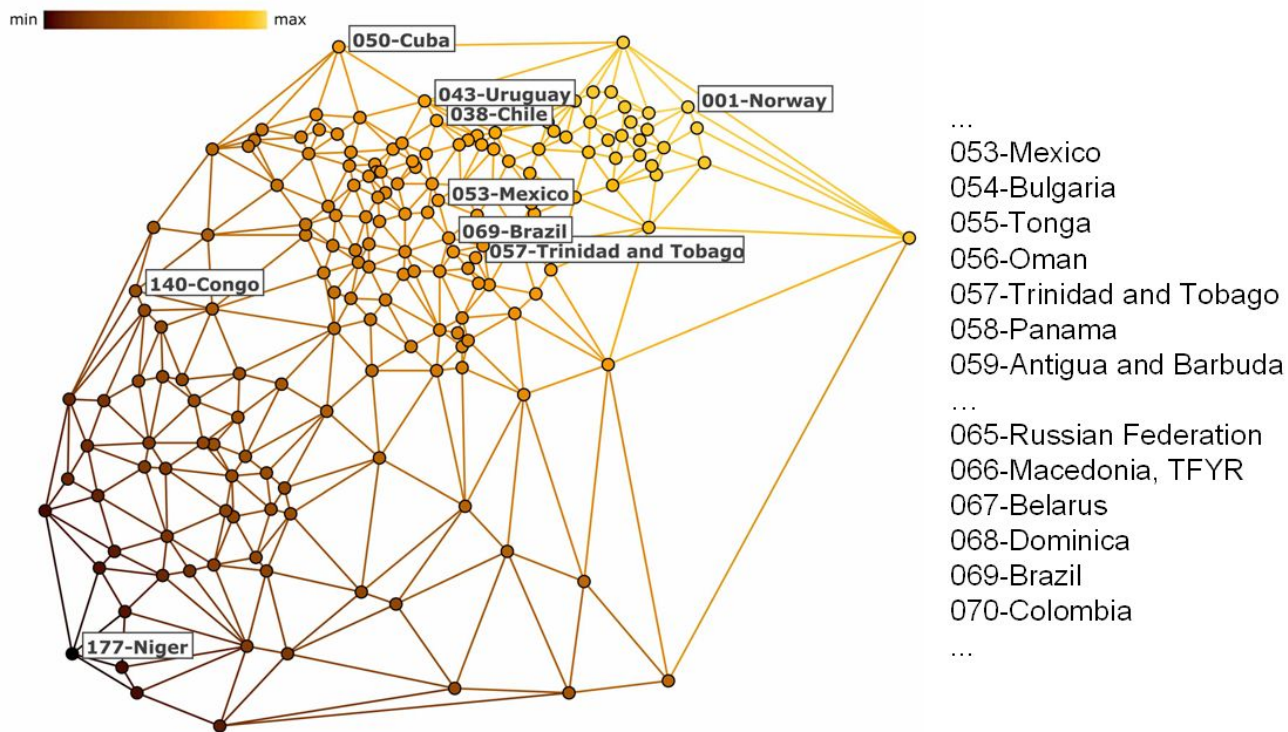
- $d : y_i, y_j \rightarrow \mathbb{R}, y_i, y_j \in Y$

- $f : X \rightarrow Y, |\delta(x_i, x_j) - d(f(x_i), f(x_j))| \approx 0, \forall x_i, x_j \in X$

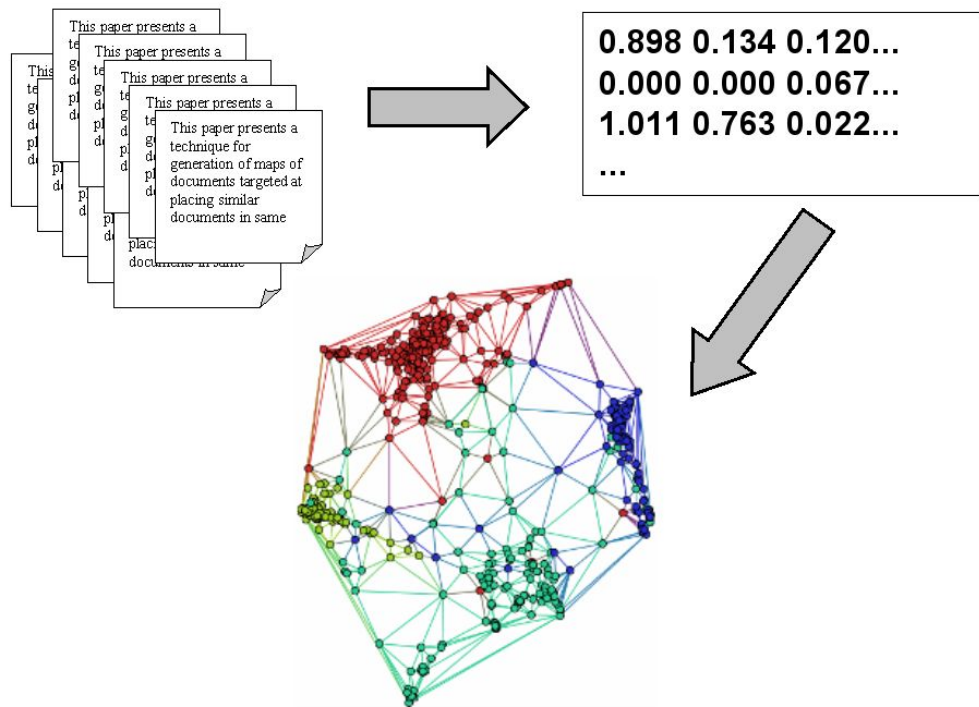
# Introdução a Visualização

- PCA
- MDS
- tSNE
- UMAP
- LAMP
- ...

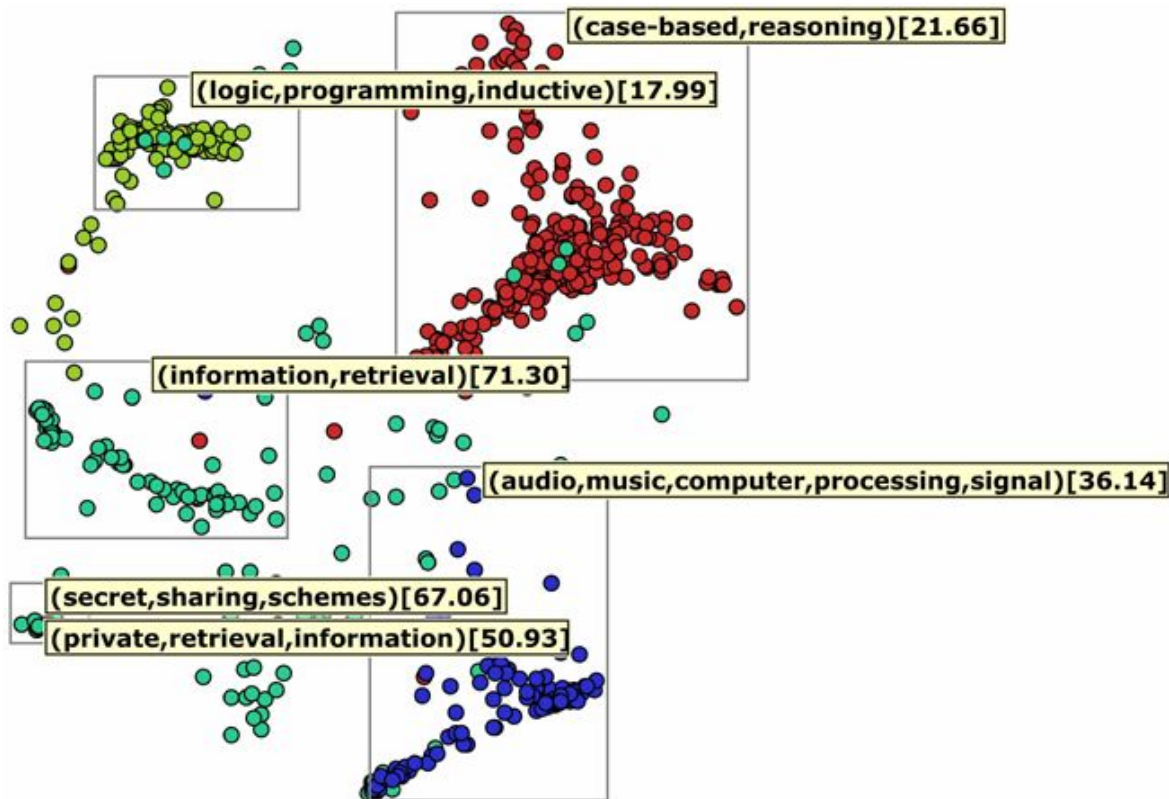
# Introdução a Visualização



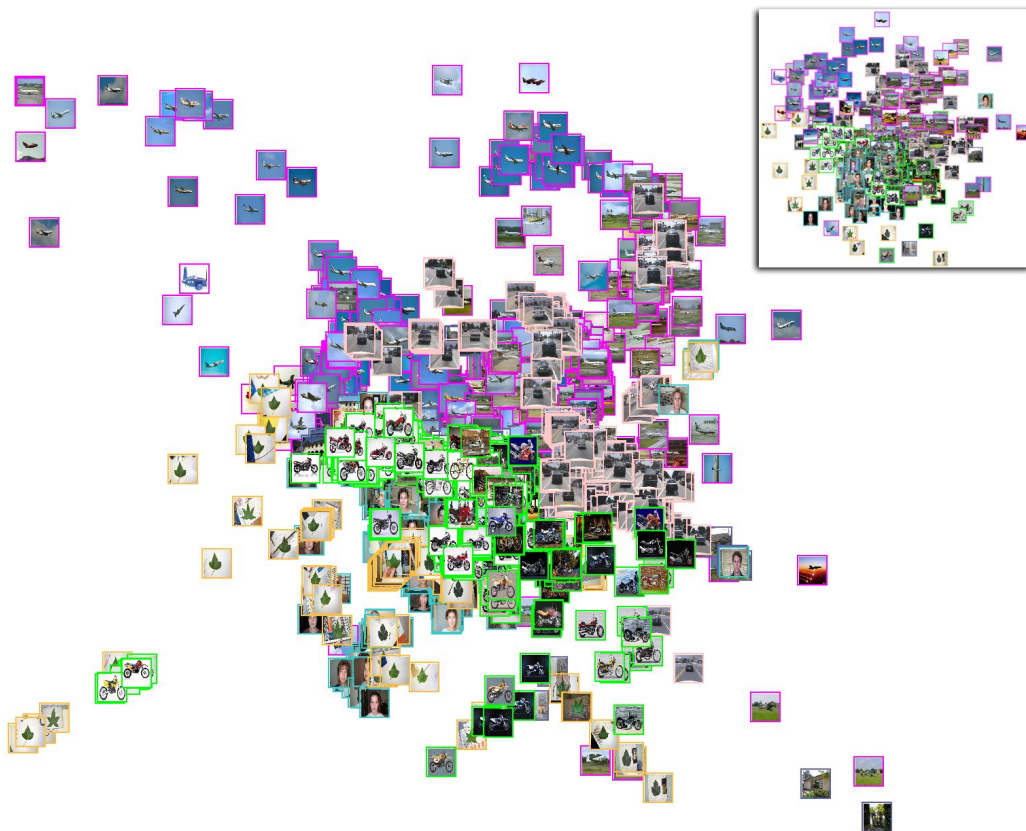
# Introdução a Visualização



# Introdução a Visualização



# Introdução a Visualização



# Introdução a Visualização

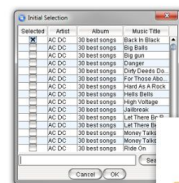
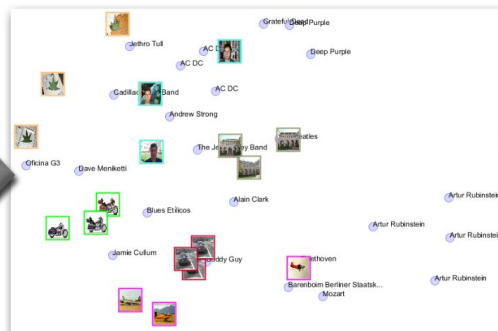


image and music data sets

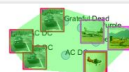


select and project the control points



select groups of elements to compose sub-lists

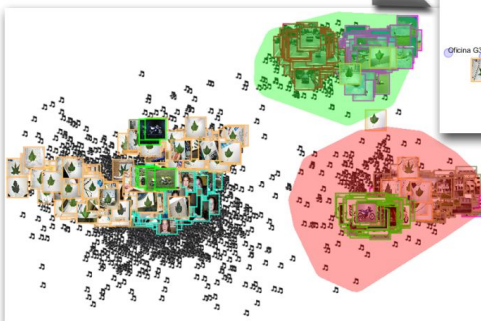
cars and aircrafts  
rock music



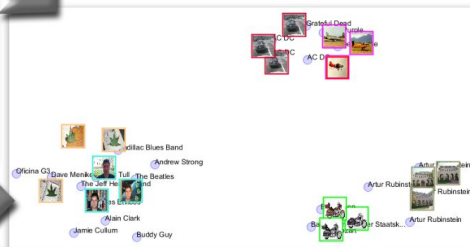
motorcycles and houses  
classical music



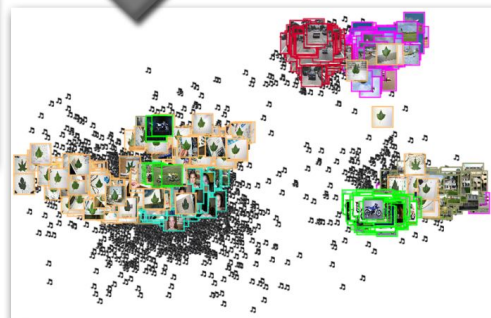
generate the final projection with complete lists



manipulate the control points



generate the final projection



# **Aplicação da InfoVis na Visão Computacional**



# Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

## Visualização de Features

- Em redes neurais profundas para visão computacional, como CNNs (Convolutional Neural Networks), as representações intermediárias de uma imagem (features extraídas pelas camadas convolucionais) são de alta dimensionalidade.
- Técnicas de projeção como t-SNE, UMAP ou PCA podem ser usadas para reduzir a dimensionalidade dessas representações e visualizá-las em 2D ou 3D.
- Isso ajuda a entender como as imagens estão sendo representadas e separadas no espaço de features, facilitando a análise de agrupamentos de classes ou identificação de outliers.

# Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

## Redução de Dimensionalidade para Acelerar o Treinamento

- Em datasets de imagens com muitas features, técnicas de projeção multidimensional podem ser usadas para reduzir a dimensionalidade dos dados antes do treinamento.
- Por exemplo, utilizar PCA ou Autoencoders para criar uma versão compacta dos dados de imagem pode acelerar o treinamento de modelos de aprendizado de máquina ao mesmo tempo em que preserva as informações mais importantes.

# Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

## Visualização de *Embeddings* de Imagens

- Modelos pré-treinados, como aqueles baseados em transformers para visão (Vision Transformers) ou Word2Vec aplicado a imagens (Image2Vec), geram *embeddings* de alta dimensionalidade que capturam as características mais relevantes das imagens.
- Técnicas como t-SNE ou UMAP podem ser usadas para projetar esses *embeddings* em um espaço de 2D, permitindo que imagens semelhantes sejam visualizadas de forma agrupada ou detectar discrepâncias em agrupamentos que podem indicar problemas de modelagem.

# Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

## Análise de Clusters em Segmentação de Imagens

- Em tarefas de segmentação de imagens, os pixels podem ser tratados como vetores em um espaço de alta dimensionalidade com múltiplos atributos (cor, textura, etc).
- Aplicar técnicas como t-SNE, MDS ou PCA pode ajudar a reduzir a dimensionalidade desses dados e permitir uma análise visual mais intuitiva, revelando agrupamentos naturais de pixels com características semelhantes.
- Isso pode ajudar a definir regiões de interesse ou padrões nos dados.

# Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

## Interpretação de Modelos de Classificação

- Para modelos de classificação de imagens, técnicas de projeção podem ser usadas para interpretar como as classes estão distribuídas no espaço de features.
- Após o treinamento, as projeções permitem verificar se as classes estão bem separadas ou se há sobreposição significativa entre classes, o que pode indicar necessidade de ajustes no modelo ou no dataset.

# Aplicação de InfoVis na Visão Computacional

## Visualização de Ativação de Redes Neurais

- Além de visualizações em nível de feature, técnicas de projeção podem ser usadas para entender como as diferentes camadas de uma rede neural processam as imagens.
- Projeções de ativação de diferentes camadas em 2D ou 3D podem fornecer *insights* sobre quais características da imagem estão sendo capturadas em diferentes estágios da rede.

**Vamos brincar um pouco?**

<https://github.com/ttatn/wvc24>

**WVC'2024**

UEV - Rio Paranaíba - MG

# Referências

- [Lyman & Varian, 2003] Peter Lyman and Hal R. Varian, How Much Information, 2003;  
[www2.sims.berkeley.edu/research/projects/how-much-info/](http://www2.sims.berkeley.edu/research/projects/how-much-info/)
- [Tanaka, 1998] Jennifer Tanaka, Drowning in Data, Newsweek, 4/28/98, p. 85
- [Cetron & Davies, 1991] Marvin Cetron and Owen Davies, Crystal Globe, New York, St. Martins Press, 1991, pp. 361-2
- [Cetrin & Davies, 1989] Marvin Cetron and Owen Davies, American Renaissance, New York, St. Martins Press, 1989, p. 65
- [Gladwell, 2008] Malcolm Gladwell, Fora de Série : Outliers, Sextante, 2008.