



# THE DEVELOPER'S CONFERENCE

## Trilha – Machine Learning

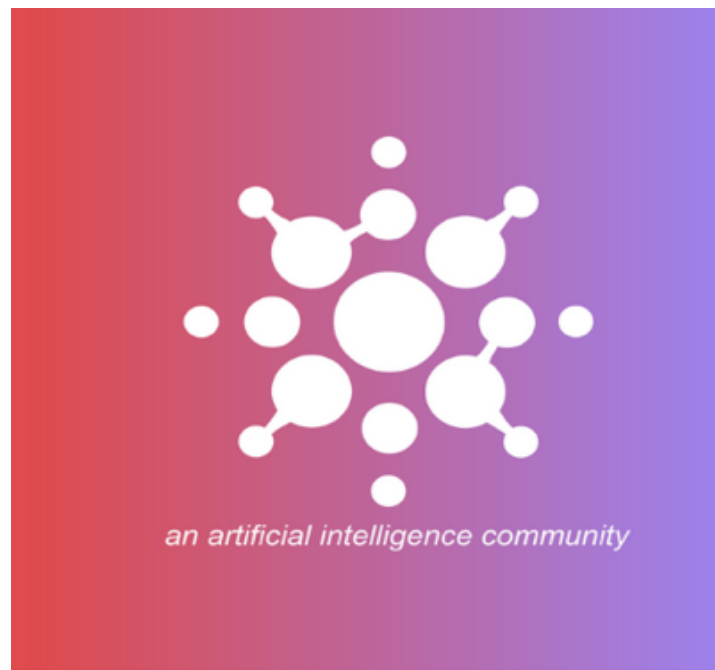
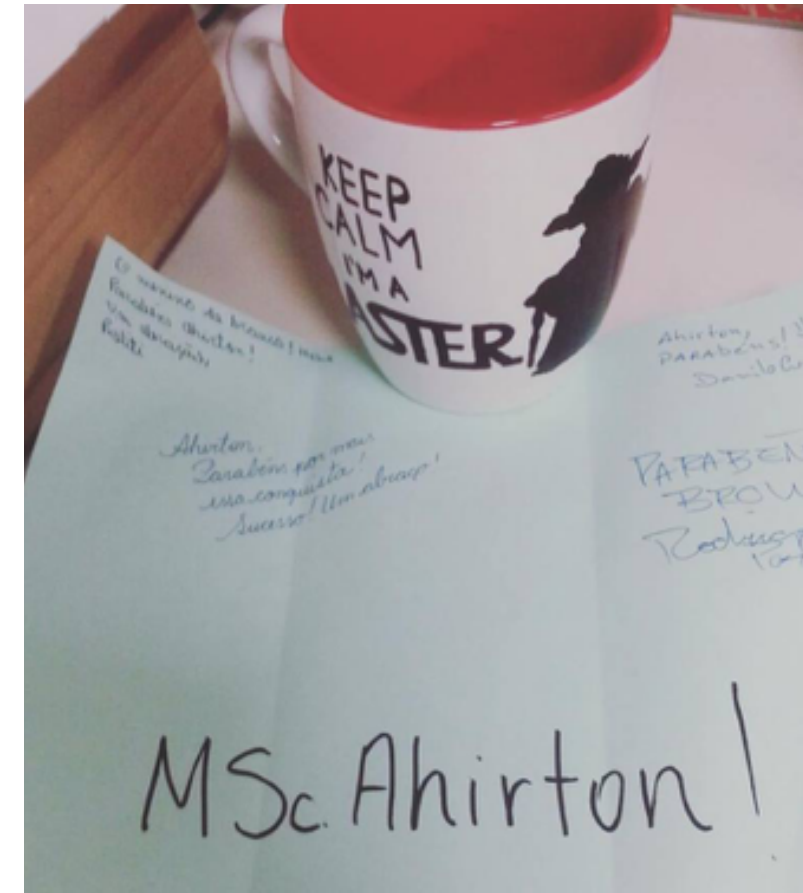
José Ahirton Batista Lopes Filho

Data Scientist, Magna Sistemas

# ML NA SALA DE AULA - Como IA está mudando a educação em todo o mundo

José Ahirton Batista Lopes Filho, MSc.  
Data Scientist, Professor de MBA e Sonhador

# QUEM SOU EU?



# ROTEIRO DA TALK

Porque IA e Educação

Educação e IA – Um panorama

O tamanho da educação no Estado de São Paulo

O que pode ser feito?

Projetos Estado da Arte e Demos  
(Recomendação e Transfer Learning)

O que vem por aí?

# PORQUE IA E EDUCAÇÃO?

POTENCIAL  
SIGNIFICATIVO EM IA  
DE MODO A CAUSAR UM  
TREMENDO IMPACTO  
TANTO EM NOSSAS  
INSTITUIÇÕES  
EDUCACIONAIS, ALUNOS,  
GESTORES, PROFISSIONAI  
S E SOCIEDADE CIVIL.



# EDUCAÇÃO E IA - UM PANORAMA

Espera-se que a utilização de ferramentas em IA na educação dos EUA cresça 47,5% de 2017-2021 de acordo com o relatório "Artificial Intelligence Market in the US Education Sector". Embora a maioria dos especialistas acredite que a presença crítica, em sala, de professores é insubstituível, haverá muitas mudanças tanto na **dinâmica do trabalho de um professor** quanto nas **melhores práticas educacionais**.

## PROFESSORES, ADMINISTRADORES E IA

IA pode **impulsionar a eficiência**, a **personalização** e agilizar as tarefas de administração para permitir que os professores tenham tempo e liberdade para fornecer **compreensão e adaptabilidade** – capacidades exclusivamente humanas nas quais as máquinas teriam dificuldades.

## APRENDIZAGEM DIFERENCIADA E INDIVIDUALIZADA

Ajustar a aprendizagem com base nas necessidades específicas de cada aluno (por meio de testes, feedback, identificação de lacunas) tem sido uma prioridade para os educadores durante anos. IA permite um nível de diferenciação impossível para os professores que têm de gerir mais de 40 alunos em cada turma.

## ACESSIBILIDADE

As ferramentas de IA podem ajudar a **disponibilizar salas de aula globais** para todos, incluindo pessoas que falam idiomas diferentes ou que podem ter deficiências visuais ou auditivas. Isso também abre possibilidades para alunos que talvez não possam frequentar a escola devido a doença ou que precisem de aprendizagem em um nível diferente ou em um assunto específico que não esteja disponível em sua própria escola.

# >3.000.0000

ESTUDANTES NA REDE PÚBLICA ESTADUAL

# >5.000

ESCOLAS NA REDE PÚBLICA  
ESTADUAL, COM REDES DE TRANSPORTE E  
ALIMENTAÇÃO

# >482.519

DOCENTES REGISTRADOS

# ~2%

ÍNDICE ATUAL DE EVASÃO NA REDE  
(E VAMOS DIMINUÍ-LO COM SOLUÇÕES EM IA E ML!)

## **PAINÉIS GERENCIAIS**

Paineis gerenciais inteligentes para melhor gestão das escolas.

## **EVASÃO ESCOLAR**

Sistema de detecção precoce de risco de evasão.

## **RECOMENDAÇÕES**

Recomendações de conteúdos e até mesmo grade horária.

## **SUMARIZAÇÃO**

Construção automatizada de conteúdos educacionais.

## **CONSTRUÇÃO DE NOVOS FERRAMENTAIS**

Legendas automatizadas de materiais e adaptabilidade de conteúdos

## **NOVAS METODOLOGIAS**

Novas formas de se interagir com conteúdos educacionais



# EVASÃO ESCOLAR

No domínio educacional, um EDS consiste num conjunto de procedimentos e instrumentos para a detecção precoce de indicadores de estudantes em risco de evasão escolar e envolve também a implementação de intervenções apropriadas para os fazer retornar as atividades educacionais (Heppen & Bowles, 2008).

## RISCO BRASIL

Evasão escolar e defasagem educacional farão desemprego aumentar entre jovens

**52%** dos brasileiros entre 19 e 25 anos deixaram de estudar, não se dedicam à escola como deveriam ou estão atrasados na formação

**43%** da população com mais de 25 anos têm o Ensino Médio completo. O índice está abaixo da média dos países da Organização para a Cooperação e o Desenvolvimento Económico, que é de 65%

**62%** não estudam no ano adequado a sua idade

**1 em cada 4** brasileiros entre 15 e 17 anos abandona os estudos anualmente

**11,2 mi** de jovens no País não estudam nem trabalham

**R\$ 3 bi** é o que o abandono escolar custa para o Brasil anualmente



# EVASÃO ESCOLAR

Na maioria dos trabalhos analisados esses indicadores são, principalmente, os aspectos do desempenho acadêmico dos alunos que podem refletir com precisão o risco de desistência correspondente a cada um deles em um determinado momento. Entretanto, detectar esses indicadores ou fatores é realmente difícil, porque não há uma única razão para os alunos desistirem (Hernández, 2002).

## OS ESTADOS QUE SE SAEM PIOR

Taxas do primeiro ano do Ensino Médio no país

### REPETÊNCIA

Quando o aluno continua na mesma série pelo segundo ano

MG	28,4%
SE	22,6%
RN	21,7%
MS	20,7%
AP	20,6%
AC	20,3%
SC	19,9%
ES	19,8%
AL/RS	19%

### EVASÃO

Quando o aluno abandona a escola e não faz a matrícula no ano seguinte

PA	16,3%
MT	16,2%
AL	15,3%
PI	15%
MS/RS/RJ/	14,6%
ES/PB/MA	14,5%
RN/BA	14,1%
PE	13,6%
CE	13,5%
GO	13%

Período entre 2014 e 2015 (dados divulgados este ano)

Fonte: Inep



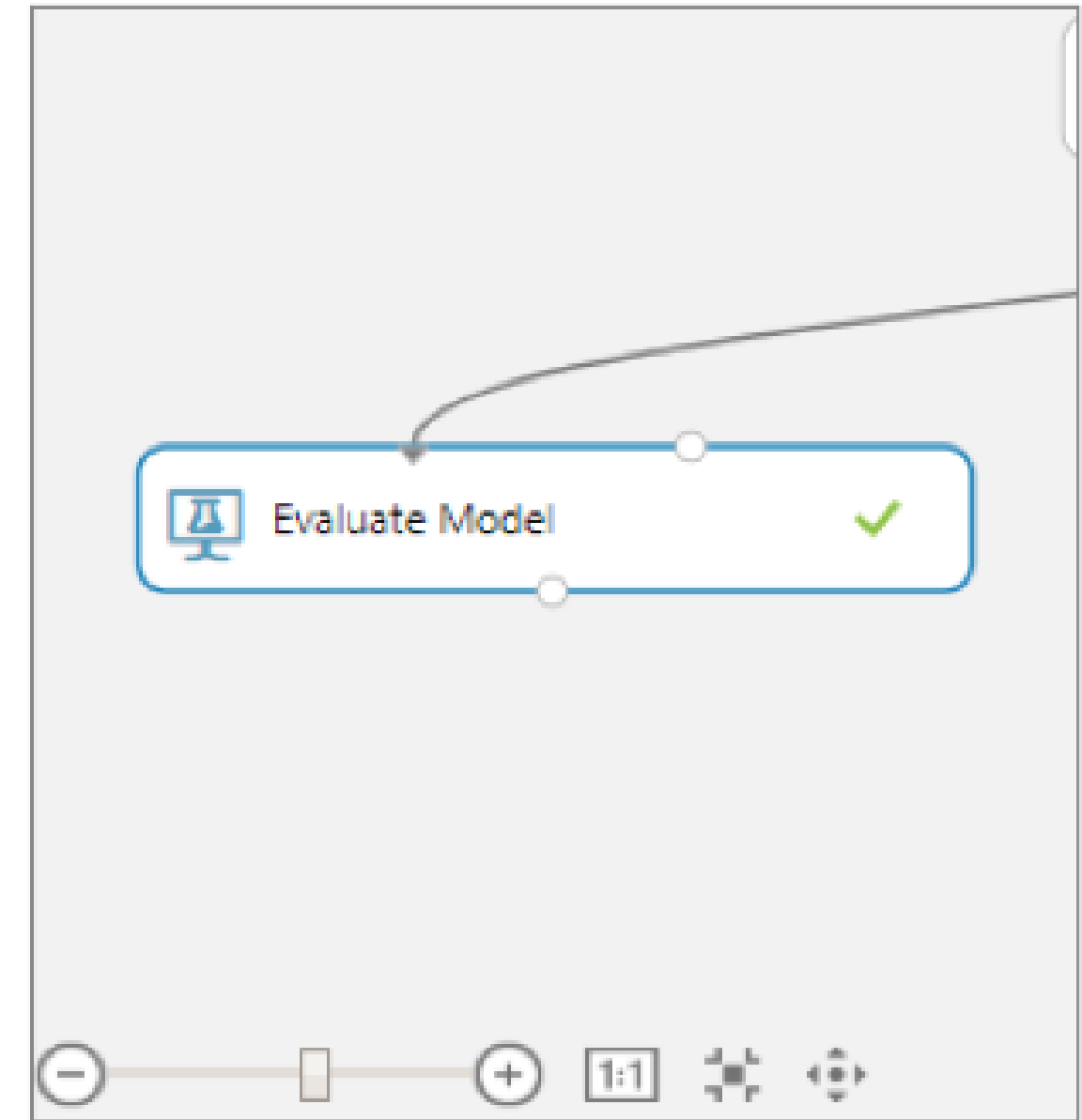
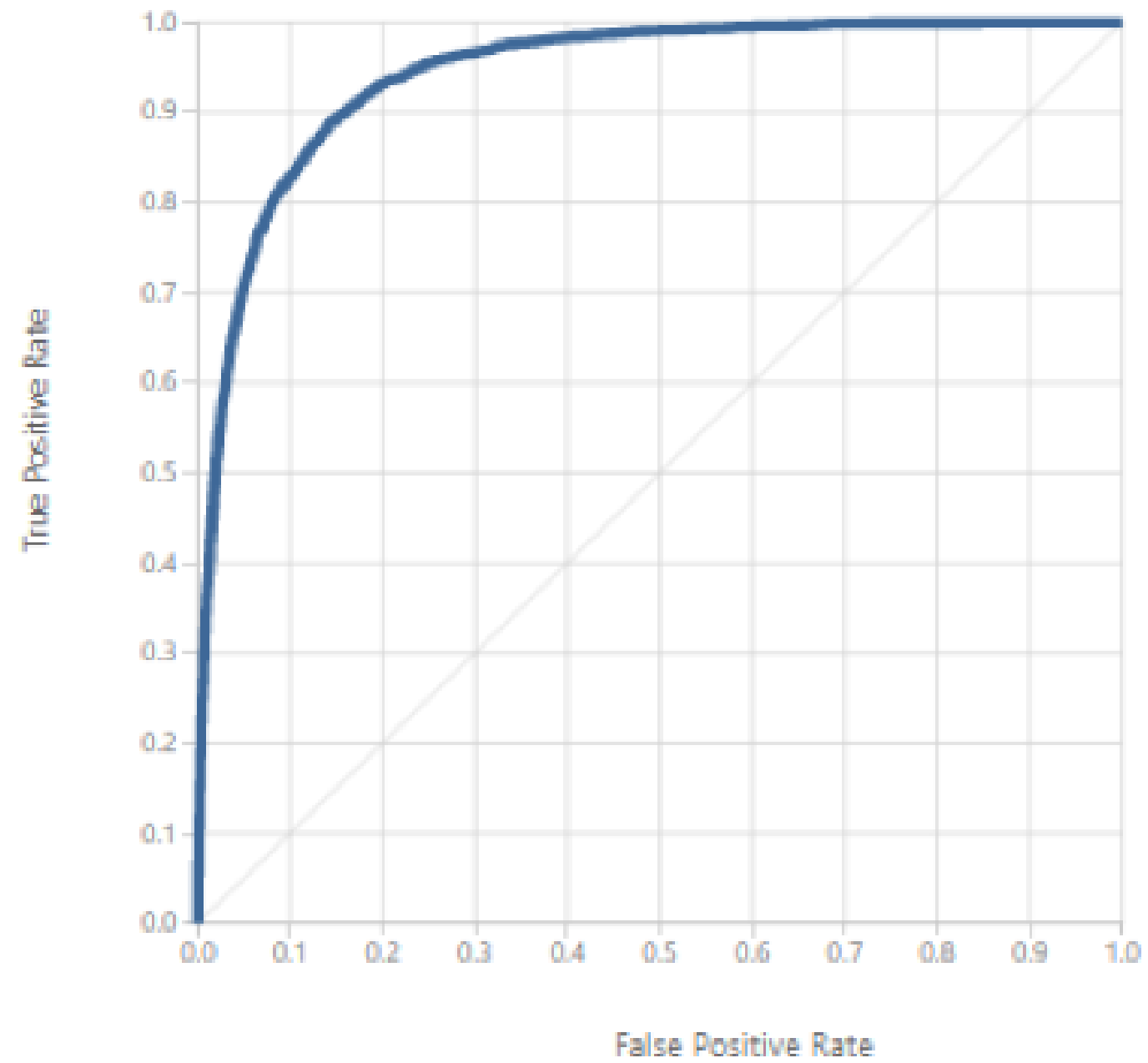
rows  
2553607

columns  
16

view as

genero	nome_racacor	idade	idadeSugerida	nomeSerie	cdSerie	nome_turno	idesp	receitas	inse	tamanho_escola	evadidos_escola	Y	defasagem	gastoporEstudante	evevasaoporTamanhoescola
F	BRANCA	16	16	ENSINO MEDIO	2	MANHA	2.53	81918.21	5.41	1168	35	0	0	70.135454	33.371429
F	BRANCA	13	12	ENSINO FUNDAMENTAL	7	TARDE	3.32	34198.21	4.07	640	3	0	1	53.434703	213.333333
M	NAO DECLARADA	14	13	ENSINO FUNDAMENTAL	8	TARDE	3.76	52298.21	3.02	1344	116	0	1	38.912359	11.586207
M	NAO DECLARADA	14	14	ENSINO FUNDAMENTAL	9	MANHA	2.45	28073.55	5.86	673	16	0	0	41.714042	42.0625
F	NAO DECLARADA	14	14	ENSINO FUNDAMENTAL	9	TARDE	2.45	28073.55	5.86	673	16	0	0	41.714042	42.0625
M	PARDA	14	14	ENSINO FUNDAMENTAL	9	TARDE	2.68	28799.88	6.93	599	32	0	0	48.079933	18.71875
F	NAO DECLARADA	14	14	ENSINO FUNDAMENTAL	9	MANHA	2.05	53638.21	5.55	1759	151	0	0	30.493582	11.649007
M	NAO DECLARADA	14	14	ENSINO FUNDAMENTAL	9	TARDE	3.51	50119.88	3.65	1846	1	0	0	27.150531	1846
F	NAO DECLARADA	15	14	ENSINO FUNDAMENTAL	9	MANHA	3.02	36085.55	5.37	952	6	0	1	37.904989	158.666667

ROC PRECISION/RECALL LIFT



True Positive	False Negative	Accuracy	Precision	Threshold	AUC
17567	2881	0.869	0.875	0.5	0.943
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score		
2511	18140	0.859	0.867		
Positive Label	Negative Label				
1	0				

rows  
67

columns  
2

view as  
 

Feature	Score
evadidosEscola	0.037051
NOTA_LINGUA_PORTUGUESA	0.012899
NOTA_MATEMATICA	0.011648
tamanhoEscola	0.011585
NOTA_HISTORIA	0.009938
NOTA_GEOGRAFIA	0.009792
idade	0.008551
FREQUENCIA_LINGUA_PORTUGUESA	0.005047
Defasagem	0.004922
genero	0.00464
cd_serie	0.003744
nome_turno	0.003702
FREQUENCIA_MATEMATICA	0.003389
ESC_Rend_médio_mulheres_responsáveis_pelo_domicílio	0.002784

ESC_Rend_médio_mulheres_responsáveis_pelo_domicílio	0.002784
FREQUENCIA_HISTORIA	0.002409
ESC_CD_CENSO	0.002106
FREQUENCIA_GEOGRAFIA	0.001867
Prop_mulheres_respon_do_micilio_menos_30_anos	0.001752
Pop_total_residente_Mun	0.001741
ESC_Código_de_situação_do_setor_censitário	0.001585
Proporção_de_crianças_de_0_a_5_anos_na_população	0.001408
ESC_Pop_total_residente_Mun	0.001105
Prop_abastecimento_de_água	0.001022
ESC_Idade_média_mulheres_respon_pelo_domicilio	0.000897
inse	0.000866
nome_racacor	0.000793
idadeSugerida	0.000761
Domicílios_particulares_e_coletivos	0.00074

ESC_Média_de_moradores_em_domicílios_particulares_permanentes	0.000615
ESC_Rendimento_médio_domiciliar_dos_domicílios	0.000605
Prop_banheiro	0.000584
Grupo_do_IPVS	0.000574
Idade_média_das_pessoas_responsáveis	0.000553
receitas	0.000542
Proporção_de_pessoas_responsáveis_alfabetizadas	0.000542
idesp	0.000521
ESC_Domicílios_particulares_e_coletivos	0.000521
ESC_Prop_mulheres_respon_domicilio_menos_30_anos	0.00048
Rendimento_médio_do_responsável_pelo_domicilio	0.000459
Média_de_moradores_em_domicílios_particulares_permanentes	0.000448
ESC_Setor_é_Aglomerado_subnormal_	0.000417
ESC_Prop_mulheres_respon_domicilio_alfabet	0.000334
ESC_Renda_per_capita_nos_domicílios	0.000282
GastoPorEstudante	0.000271

# SISTEMAS DE RECOMEND AÇÃO

Sistemas de Recomendação, no contexto educacional, podem ser utilizados das mais diversas maneiras. Imaginem um sistema com auxílio a PLN que consegue estimar a similaridade entre conteúdos e materiais diversos.

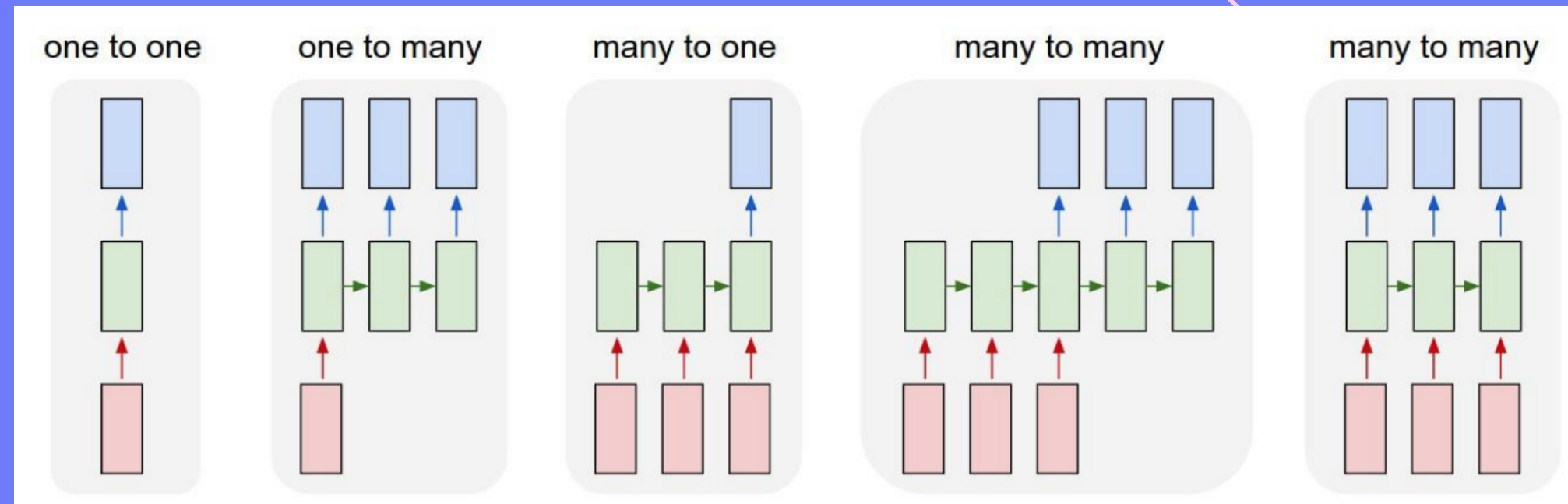
Imaginou?

Ele existe.





# SUMARIZA ÇÃO DE TEXTOS



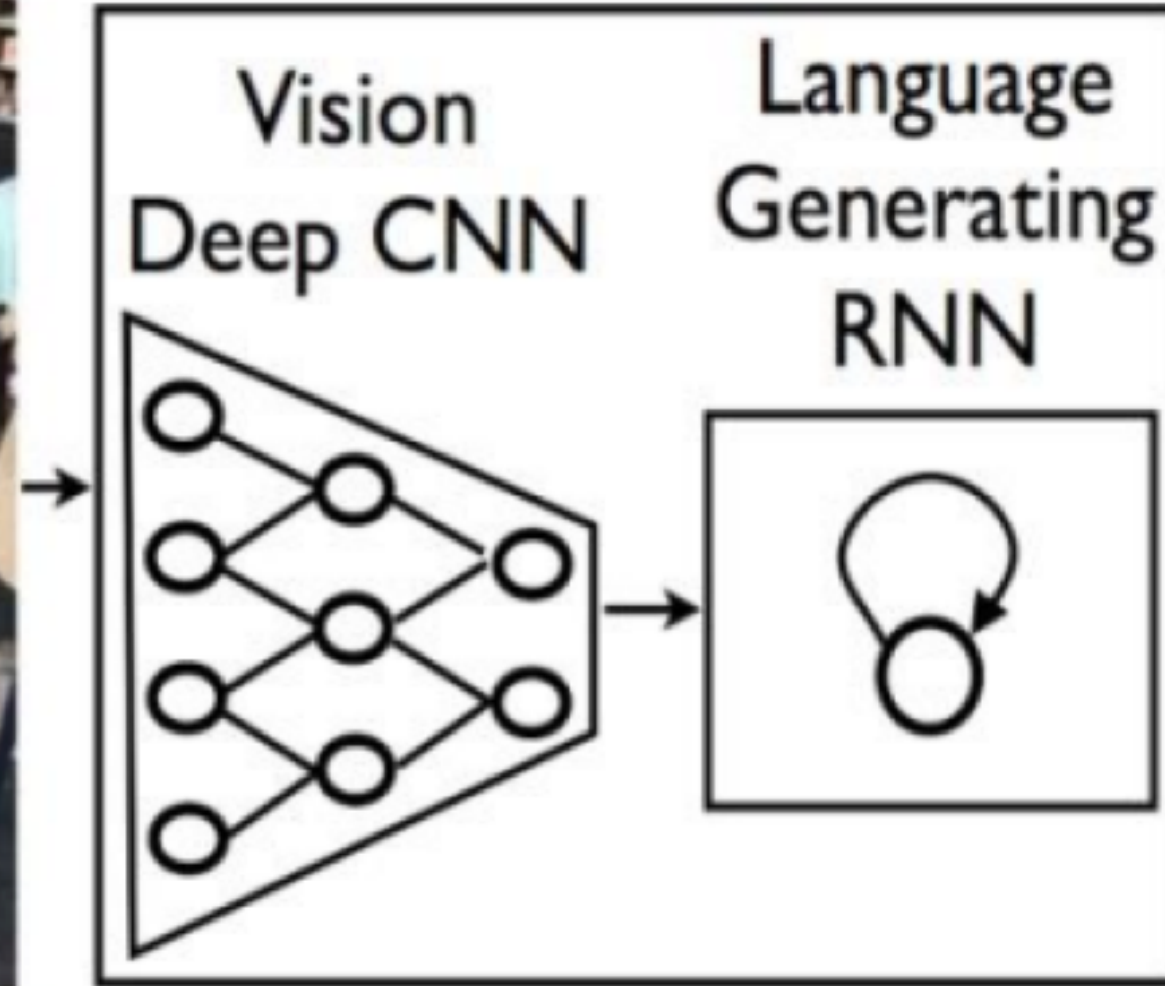
A sumarização de textos e construção de novos conteúdos é um dos grandes desafios atuais em se utilizando de RNNs.

# CONSTRUÇÃO DE NOVOS FERRAMENTAIS

Imaginem então materiais cada vez mais acessíveis, construção de legendas automatizadas e até mesmo de tradução simultânea em libras (linguagem brasileira de sinais).

Conseguiu imaginar?

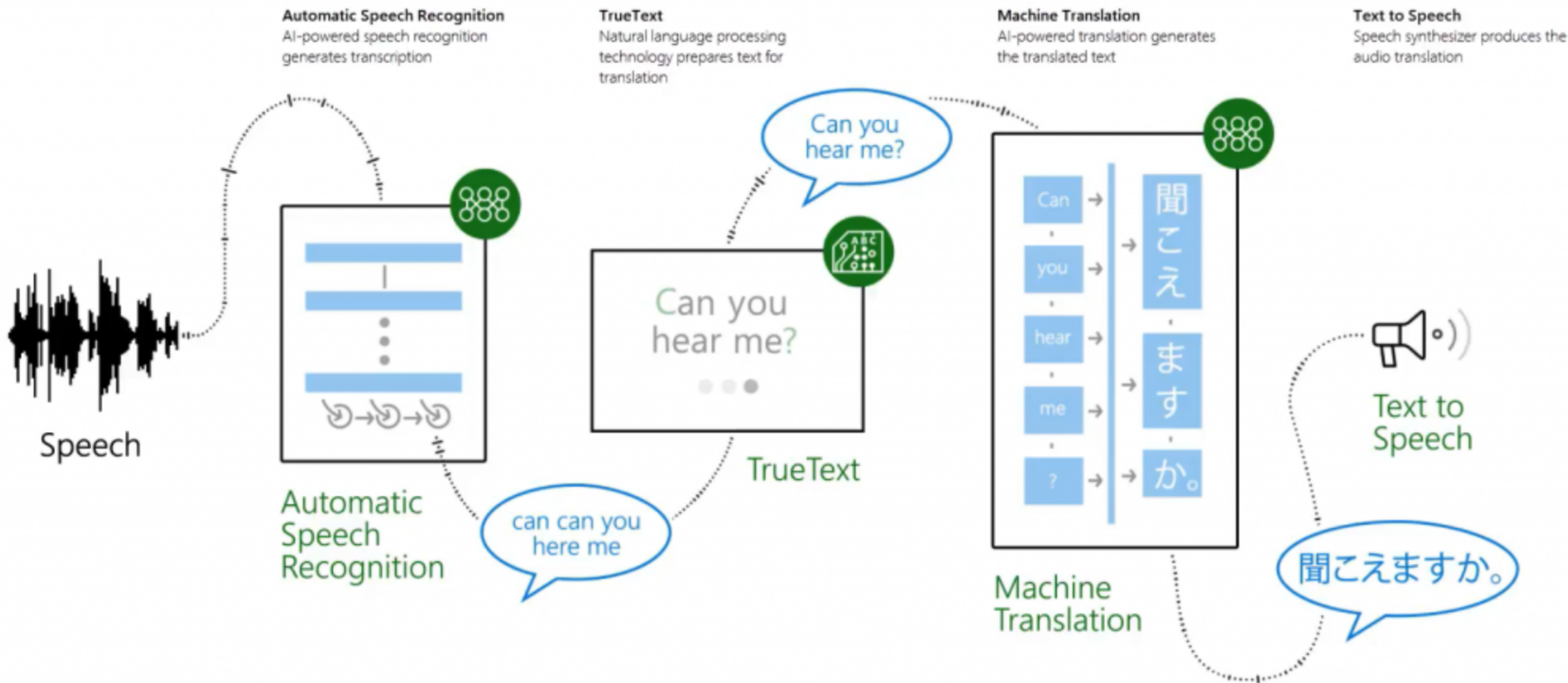
RNNs, CNNs, Transfer Learning e a utilização de Visão Computacional e IOTs começam a nos mostrar essas novas possibilidades.



**A group of people shopping at an outdoor market.**

**There are many vegetables at the fruit stand.**





# NOVAS METODOLOGIAS

Acessibilidade,  
Conversational AI First

Foco na qualidade dos  
conteúdos

Atração e retenção dos alunos  
em sala de aula

Ferramentas para  
compartilhamento de  
conhecimento de maneira  
inovadora



# CONTE COM A MAGNA SISTEMAS E DIFERENCIE O SEU NEGÓCIO COM AS MELHORES SOLUÇÕES DIGITAIS



Equipe qualificada  
+ 600  
colaboradores



Experiência  
de 23 anos  
de atuação



Soluções inovadoras e  
de destaque no  
mercado



Casos de Sucesso  
em empresas no  
Brasil inteiro





# OBRIQADQ!

"É PRECISO PROVOCAR  
SISTEMATICAMENTE CONFUSÃO.  
TUDO AQUILO QUE É  
CONTRADITÓRIO GERA VIDA."

SALVADOR DALÍ

# MÍDIA E MATERIAIS



<https://www.linkedin.com/in/ahirton/>



[https://www.researchgate.net/profile/Jose\\_Ahirton\\_Lopes\\_Filho2](https://www.researchgate.net/profile/Jose_Ahirton_Lopes_Filho2)



<https://github.com/AhirtonLopes>



# THE DEVELOPER'S CONFERENCE