Introdução

Mineração de Dados

Machine Learning

Prof. Dr. Marcel Pedroso Pesquisador em Saúde Pública









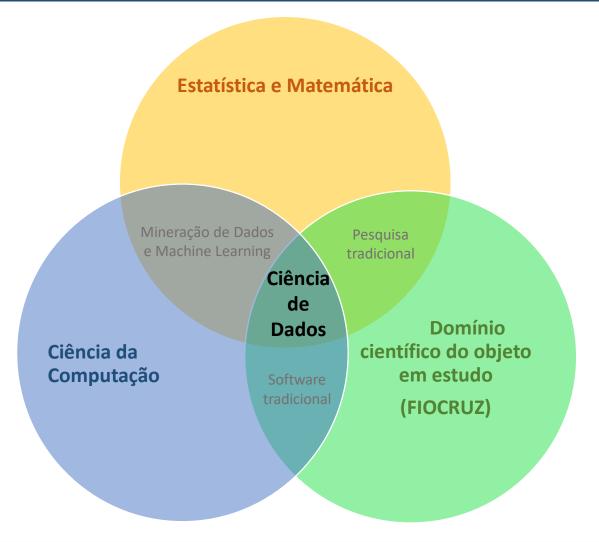
DEFINIÇÃO DE CIÊNCIA DE DADOS

Ciência de Dados é um conjunto de estratégias, ferramentas e técnicas que busca reunir equipes multidisciplinares formadas por pesquisadores com conhecimento substantivo do problema em análise - no nosso caso saúde pública - estatísticos, matemáticos e cientistas da computação. Trata-se de um campo de estudo promissor e destaca-se pela capacidade de auxiliar a descoberta de informação útil a partir de grandes bases de dados e a tomada de decisão orientada por dados





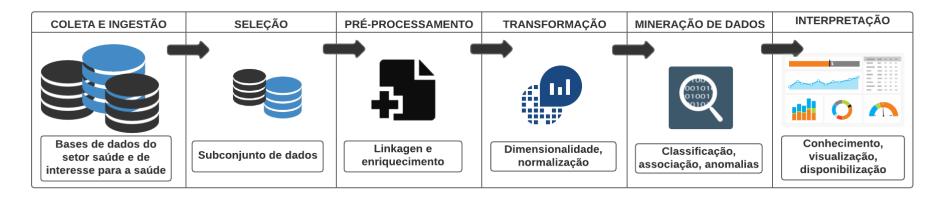
Ciência de Dados - Principais Componentes

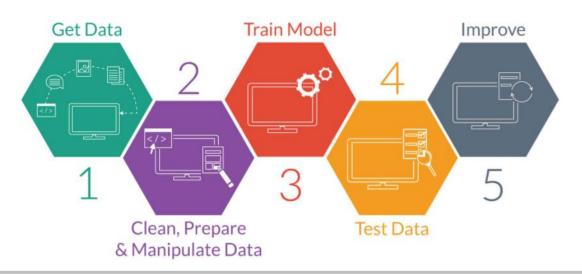




informação ICICT data e material de la compansa de

Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados (Knowledge Discovery in Databases – KDD)









Adobe

Cross

Validated

Tableau

Analytics

Data Science

Stack Exchange



The Periodic Table of Data Science

An overview of key companies, resources and tools in data science (as of 4/12/2017)

Dc	Ga	Sd		
DataCamp	General Assembly	Strata Data		
Sb	M	Od		
SpringBoard	Metis	ODSC		
Ex	Di	Tc Tablean		
Edx	Data Incubator	Conference		
С	In	U		
Coursera	Insight	UseR!		
Uda	Dsa	Pd		
Udacity	NYC Data Science Academy	PyData		
Ude	G	Paw		
Udemy	Galvanize	Predictive Analytics World		
Ps	Dsg	Kdd		
Pluralsight	Data Science for Social Good	ACM SIGKDD Conference		
Ly	Dsy	Трс		
Lynda	Data Society	Teradata Partners Conference		
Tt	Dsj	Icd IEEE International		
TeamTreeHouse	Data Science Dojo	Conference on Data Mining		
Bdu Big Data				

						Name	DataCamp							
	Courses		Data				Search & Data N	fanagement		Collaboratio	n		News, Newslette	rs & Blogs
	Boot camps		Projects & Ch	allenges, Compe	titions		Machine Learnii	ng & Stats		Community	& Q&A		Podcasts	
	Conferences		Programming	Languages & Di	istributions		Data Visualizatio	on & Reporting						
Py	Js	Vb	Pgs	Sli	Ah	w	Bml	Kn	Sm	Pb	Obi	Shn	Ddl Domino Data	De Data Science
Python	JavaScript	Visual Basic	PostgreSQL	SQLite	Apache Hadoop	Weka	BigML	Knime	Spark MlLib	Power BI	Oracle BI	Shiny	Lab	Experience
R	Cp	Sc	Ar	Bq	Hw	0	Dar	Lib	Но	Во	Alt	Mpl	Nt	Rs
R	C++	Scala	Amazon Redshift	Google BigQuery	Hortonworks	Oracle	DataRobot	LibSVM	H2O	BusinessObjects	Alteryx	Matplotlib	Nteract	Rstudio
s	PI	Ca	НЬ	Td	а	Mss	Rm	Mat	Th	Sp	Sav	Ply	Ro	Be
SQL	Perl	Cassandra	HBase	Teradata	Cloudera	Microsoft SQL server	RapidMiner	Mathematica	Theano	Spotfire	SAS Visual Analytics	Plotly	Rodeo	Beaker Notebook
В	Mr	P	Mdb	To	Aem	Spl	Cho	Mah	Aml	QI	Po	Me	Spy	Ze
Bash	Microsoft R Open	Pig	Mongo DB	Toad	Amazon Elastic Mapreduce	Splunk	Chorus	Mahout	Azure Machine Learning	Qlikview	PowerPivot	Microsoft Excel	Spyder	Apache Zeppelin
Mtl	Су	Im	K	Ms	Mar	Sr	Tf	St	D	Co	Gch	Pe	Dst Data Science	Ju
Matlab	Canopy	Impala	Kafka	MySQL	MapR	Solr	Tensorflow	Stata	D3	Cognos	Google Charts	Pentaho	Studio	Jupyter
J	An	Sp	Hi	Idb	Lu	El	Sk	Da	My	Aa	T	В	Db	Gh

Scikit-Learn Dato/Graphlab Microstrategy

Reddit

Stack

Overflow Rdm

Kdn	Ibd
KDnuggets	insideBIGDATA
Rb	Pp
R-Bloggers	PlanetPython
Hn	Dt
HackerNews	DataTau
Dsc	Dsr
Data Science Central	Data Science Roundup
Dsw	Or
Data Science Weekly	O'Reilly
Dr	Pw
Data Elixir	Python Weekly
Rw	Pd
R Weekly	Partially Derivative
Bds	Tm
Becoming a Data Scientist	Talking Machines
Ds	Dsk
Data Stories	Data Skeptic
Ld Linear Digressions	Ns Not So Standard Deviations



Github





Inferência versus Predição

Estatística

Inferência: buscar explicação e causalidade entre os atributos

Estimar funções / parâmetros

Identificação e quantificação de associações

Interpretação

Machine Learning

Predição: obter a classe de um objeto não rotulado ou estimar valor de um atributo

Estimar funções com bom poder preditivo

Aplicação a novas observações

Acurácia



dados bio socials adequação Proportos un quantidades

DEFINIÇÃO MINERAÇÃO DE DADOS

- Etapa do processo de KDD
- Aplicação de algoritmos capazes de extrair conhecimento a partir de dados <u>pré-</u> <u>processados</u>
- Análise Descritiva (medidas de distribuição, tendência central e variância)
- Análise Preditiva (classificação e regressão)
- Análise de Agrupamento (segmentação de bases de dados)
- Detecção de anomalias e associação





DEFINIÇÃO MACHINE LEARNING / APRENDIZADO DE MÁQUINA

- Área de pesquisa vinculada ao KDD e Mineração de Dados
- Implementação de algoritmos via programas computacionais
- Capazes de automaticamente melhorar seu desempenho (classificação ou regressão)
- Por meio da **experiência** de acordo com critérios prévios
- Aprendizado é um processo interativo / iterativo



International Control of the Control

Textos básicos e provocativos

Statistical Science 2010, Vol. 25, No. 3, 289–310 DOI: 10.1214/10-STS330 © Institute of Mathematical Statistics, 201

To Explain or to Predict?

Galit Shmueli

Abstract. Statistical modeling is a powerful tool for developing and testing theories by way of causal explanation, prediction, and description. In many disciplines there is near-exclusive use of statistical modeling for causal explanation and the assumption that models with high explanatory power are inherently of high predictive power. Conflation between explanation and prediction is common, yet the distinction must be understood for progressing scientific knowledge. While this distinction has been recognized in the philosophy of science, the statistical literature lacks a thorough discussion of the

many To Explain or Predict? That Is the Question sus a With Galit Shmueli

betwe reveal ing pr

eling,



In her highly acclaimed paper, To Explain or to Predice?, Salit Shmueli writes 'statistical modeling is a powerful sooi for developing and testing theories by way of causa applanation, prediction, and description." But while it is common to conflate explanation and prediction,

In this video:

- Four important tensions between explaining are conditions.
- Information qu
- Hacking data mining for causality
- How to spark student curiosity in statistic
- What is behavioral big data?



Information Systems Research

Vol. 25, No. 3, September 2014, pp. 443–448 ISSN 1047-7047 (print) | ISSN 1526-5536 (online)



http://dx.doi.org/10.1287/isre.2014.0546 © 2014 INFORMS

Editorial

Big Data, Data Science, and Analytics: The Opportunity and Challenge for IS Research

Ritu Agarwal

Center for Health Information and Decision Systems, Robert H. Smith School of Business, University of Maryland, College Park, Maryland 20742, ragarwal@rhsmith.umd.edu

Vasant Dhar

Center for Business Analytics, Stern School of Business, New York University, New York, New York 10012, vdhar@stern.nyu.edu

Aplicações d

Uso de *big data* em saúde no Brasil: perspectivas para um futuro próximo*

doi: 10.5123/51679-49742015000200015

The use of big data in healthcare in Brazil: perspectives for the near future

Alexandre Dias Porto Chiavegatto Filho Universidade de São Paulo, Faculdade de Saúde Pública, São Paulo-SP, Brasil

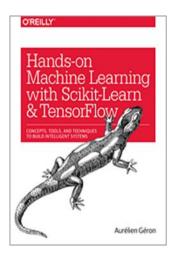
Resumo

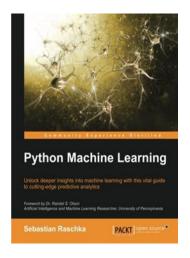
O uso de bíg data em crescido em todas as áreas da ciência nos últimos anos. Existem três áreas auspiciosas para o uso de bíg data em saúde medicina de precisão furciscion medicine); promatáros eletrônicos do paciente; e internet das cosas (internet of tbinge). Entre as linguagens de programação mais utilizadas em bíg data, duas têm se destacado nos últimos anos. R e Python. En relação às novas écincias estatísticas, espera-se que tectricas de machine leuriring (principalmente as árroves de classificação e regressão), metodologias para controlar por associações espúrias (como a correção de Bonderroni e a taxa de falsas descobertas) e metodologias para a redução da dimensão dos dados (como a análise de componentes principais e o proposatiy score matching) esjeam cada vez mais itulizadas. A questão da privacidade será também cada vez mais importante na análise de dados. O uso de bíg data na área da saúde trará importantes ganhos em termos de dinheiro, tempo e vidas e precisas era tiavamente defendido por cientistas de dados e epidemiologistas.

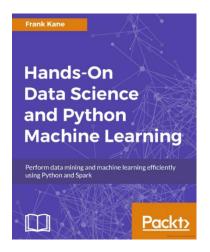
Palavras-Chave: Big Data; Metodologia; Estatística e Dados Numéricos; Brasil.



Livros recomendados

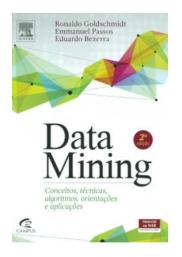


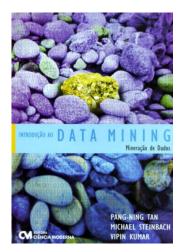


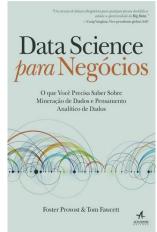














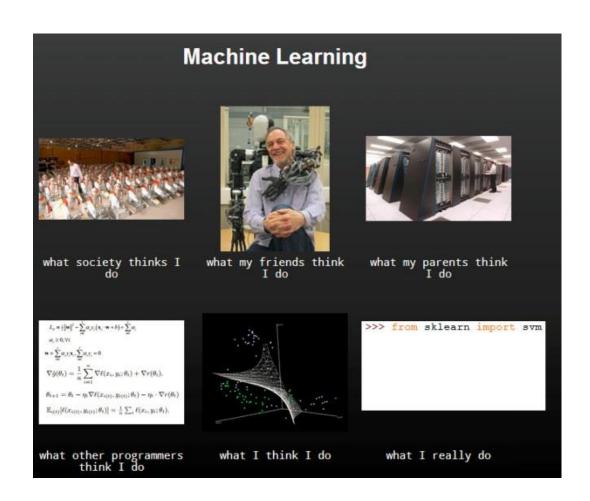


Para descontrair

"Campo de estudo que dá aos computadores a habilidade de aprender sem serem explicitamente programados"

"É um subcampo da ciência da computação que evoluiu do estudo de reconhecimento de padrões"

"Utilização intensiva de dados para resolução de problemas/desafios concretos"







DEFINIÇÃO MACHINE LEARNING / APRENDIZADO DE MÁQUINA

PARADIGMAS DE APRENDIZADO

Aprendizado Supervisionado

Baseado em um conjunto de objetos para os quais as saídas **desejadas são conhecidas** (exemplos Árvores de Decisão, Regressão linear e logística, k-NN, naïve
Bayes, Redes Neurais Artificiais, SVM, Regras de Classificação)

Aprendizado Não Supervisionado

Baseado em um conjunto de objetos para os quais as saídas desejadas **NÃO** são conhecidas ou a tarefa é de **categorização** (K-means, G-means, DBSCANC, Redes Neurais Artificiais)





Tarefas de PREDIÇÃO (Aprendizagem Supervisionada)

CLASSIFICAÇÃO: utilizada para predizer valores <u>discretos</u>

<u>Exemplos</u>: Tipo de Discriminação em Serviços de Saúde, Diagnóstico de determinada doença, Tipo de tumor, Reclassificação de óbitos com causa mal definida

REGRESSÃO (estimação): utilizada para predizer valores contínuos

Exemplos: Taxa de Mortalidade Infantil, Número de óbitos por causas externas,

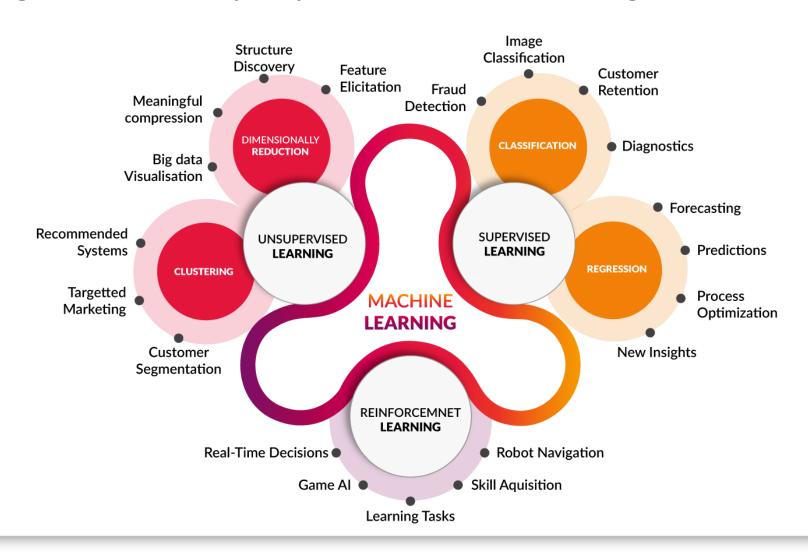
Proporção de Internações por DSAI





informação ICICT data estados proportos dadas para estados para estado

Diagrama contendo as principais técnicas Machine Learning





dados Data Socials adequado Performance

Avaliação de desempenho (generalização) da (f) PREDIÇÃO

- Em geral é o **erro calculado** entre a <u>saída fornecida</u> pelo modelo e a <u>saída esperada</u>
- É construída em um **conjunto de treino** com a <u>classe rotulada</u>



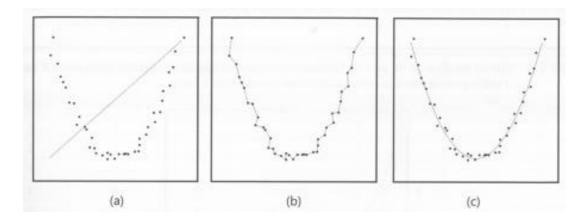
Municipio	IBGE	Pop Vulneravel	Taxa de analf	% crianças extr pobres	Renda PC extr pobres	Mortalidade infantil	Mortalidade infantil Predita	
Abadia dos Dourados (MG)	310010	319.00	9.12	2.83	14.48	14.80	14.50	
Abaeté (MG)	310020	1151.00	8.72	3.76	30.34	14.00	20.00	
Abre Campo (MG)	310030	1172.00	12.27	11.48	23.05	16.30	15.80	
Acaiaca (MG)	310040	315.00	13.94	11.10	30.12	16.30	18.80	
Açucena (MG)	310050	842.00	19.81	22.91	24.89	14.30	16.40	
Água Boa (MG)	310060	1692.00	27.42	18.34	36.37	18.70	19.20	
Água Comprida (MG)	310070	110.00	7.90	2.27	26.80	13.00	17.50	
Aguanil (MG)	310080	257.00	13.21	4.62	37.07	14.30	11.50	
Águas Formosas (MG)	310090	2394.00	24.40	21.89	38.93	17.50	17.50	
Águas Vermelhas (MG)	310100	1604.00	27.57	16.96	34.10	17.80	17.80	
Aimorés (MG)	310110	1531.00	14.49	9.48	38.33	17.60	14.30	
Aiuruoca (MG)	310120	412.00	14.07	3.30	29.52	12.10	18.70	
Alagoa (MG)	310130	266.00	14.44	7.06	27.93	15.40	13.00	
Albertina (MG)	310140	111.00	11.94	0.00	68.00	17.30	14.30	
Além Paraíba (MG)	310150	1912.00	6.36	5.88	37.97	13.20	17.50	
Alfenas (MG)	310160	2886.00	5.77	1.23	35.62	14.60	14.60	Ajuste da F de Prediçã
Alfredo Vasconcelos (MG)	310163	589.00	9.94	6.39	35.92	15.30	15.30	
Almenara (MG)	310170	3493.00	21.80	15.72	37.43	18.30	18.30	
Alpercata (MG)	310180	533.00	16.13	7.09	30.42	16.20	16.20	
Alpinópolis (MG)	310190	1015.00	7.69	2.67	41.31	12.80	12.80	
Alterosa (MG)	310200	1255.00	10.40	5.52	8.51	14.10	14.10	
Alto Caparaó (MG)	310205	672.00	11.29	3.57	43.20	14.50	14.50	
Alto Jequitibá (MG)	315350	1285.00	10.58	11.50	50.78	20.00	20.00	
Alto Rio Doce (MG)	310210	1023.00	14.66	19.11	32.58	15.80	15.80	
Alvarenga (MG)	310220	360.00	18.13	27.84	25.07	18.80	12.80	
Alvinópolis (MG)	310230	1383.00	11.24	3.22	35.00	16.40	14.10	
Alvorada de Minas (MG)	310240	306.00	20.60	33.07	32.92	19.20	14.50	
Amparo do Serra (MG)	310250	646.00	16.81	15.86	32.64	17.50	20.00	
Andradas (MG)	310260	816.00	8.47	0.69	29.71	11.50	15.80	
Andrelândia (MG)	310280	896.00	10.86	4.72	28.17	16.80	18.80	
Angelândia (MG)	310285	1512.00	25.48	12.83	31.86	23.50	23.50	
Antônio Carlos (MG)	310290	942.00	11.56	5.79	23.16	14.90	14.90	
Antônio Dias (MG)	310300	832.00	15.74	9.77	34.16		13.90	
Antônio Prado de Minas (MG)	310310	153.00	11.08	2.25	45.17		15.60	
Araçaí (MG)	310320	150.00	10.29	5.15	32.06		18.10	
Aracitaba (MG)	310330	197.00	12.60	12.81	39.95		16.30	
Araçuaí (MG)	310340	2265.00	17.35	18.88	30.75		16.50	
Araguari (MG)	310350	3703.00	4.80	2.01	32.75		11.71	sandlen en somfele
Arantina (MG)	310360	227.00	10.34	3.74	31.04		15.20	Medida de Acurácia
Araponga (MG)	310370	1554.00	22.25	12.40	35.26		23.10	
Araporã (MG)	310375	360.00	8.29	0.21	16.16		17.30	
Arapuá (MG)	310380	114.00	7.98	1.95	20.15		12.10	
Araújos (MG)	310390	166.00	8.10	0.18	43.77		13.40	
Araxá (MG)	310400	2135.00	4.20	1.76	35.99		13.10	





Avaliação de desempenho (generalização) da (f) predição – Tarefa ESTIMAÇÃO

• Equilíbrio entre viés e variância



Principais medidas de erro de estimação

- ERRO QUADRÁDICO MÉDIO
- SOMA DOS ERROS QUADRÁTICOS
- RAIZ DO ERRO QUADRÁDICO MÉDIO
- ERRO ABSOLUTO MÉDIO
- ERRO QUADRÁTICO RELATIVO
- RAIZ DO ERRO
- COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO R²

Bias-variance tradeoff

Linear Regression
Interpolating Cubic Spline
Support Vector Regression
Correct Model
Train RMSE: 177.26
Test RMSE: 198.38

Overfitting
Train RMSE: 0
Test RMSE: 133.41

Good fitting
Train RMSE: 92.16
Test RMSE: 93.51

Fonte: http://regisely.com/blog/bias-variance/





Algumas das principais métricas para avaliação de desempenho – Tarefa CLASSIFICAÇÃO

Matriz de	Confusão	Classe Predita				
(1.000	e-mails)	Positivo (Spam)	Negativo (Normal)			
Classe Observada	Positivo (Spam)	VP (100)	FN (90)			
	Negativo (Normal)	FP (10)	VN (800)			

ACURÁCIA: proporção de predições corretas (positivas e negativas)

$$(VP + VN) / (VP + FP + VN + FN) = (100 + 800) / (100 + 10 + 800 + 90) = 0.900$$

PRECISÃO: proporção de predições corretas (positivas)

$$(VP)/(VP + FP) = (100)/(100 + 10) = 0.909$$

• **RECALL (SENSIBILIDADE):** proporção de VP sobre os realmente positivos

$$(VP) / (VP + FN) = (100) / (100 + 90) = 0.526$$

• **ESPECIFICIDADE**: proporção de VN sobre os realmente negativos

$$(VN) / (VN + FP) = (800) / (800 + 10) = 0.987$$

• F1 SCORE = Média harmônica entre PRECISÃO e RECALL



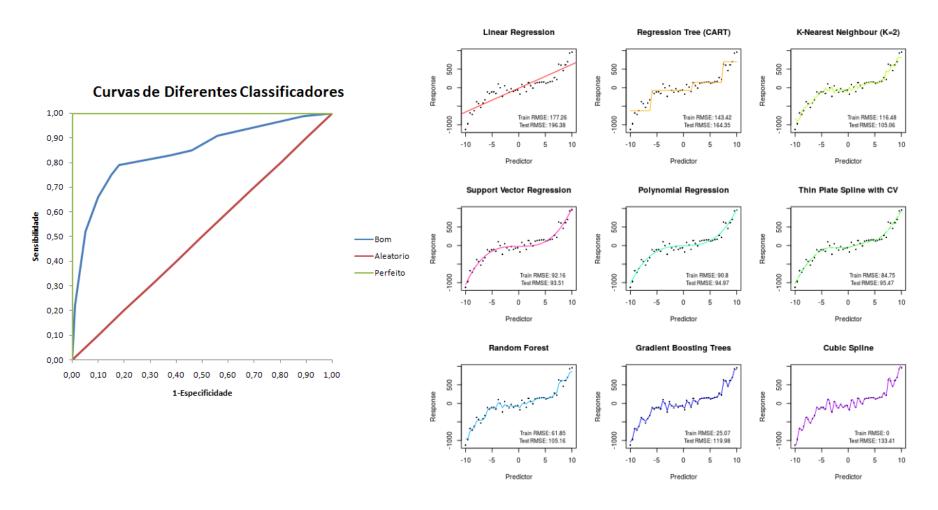
informação lectro data da social a dequação propor publicas de la composição de la composiç

Erros em Aprendizado Supervisionado

- ERRO DE REPRESENTAÇÃO (aproximação ou efeito viés)
- > flexibilidade do modelo em ajustar a função de predição (conjunto de treinamento)
- > adequação do modelo selecionado para representar e modelar os dados disponíveis
- ERRO DE GENERALIZAÇÃO (estimação ou efeito variância)
- > Treinamento em excesso do modelo por gerar sobre ajuste (overfitting)
- > Incorporação dos ruídos e inconsistências da base de treino
- Modelo muito rígido ou simples pode gerar sub ajuste (underfitting)
- Existe um tradeoff entre viés (erro no treino) e variância (do treino em relação ao teste)
- A qualidade do modelo de predição depende fortemente do equilíbrio entre viés e variância



Algumas das principais métricas para avaliação de desempenho





MINERAÇÃO DE DADOS E MACHINE LEARNING VISUAL



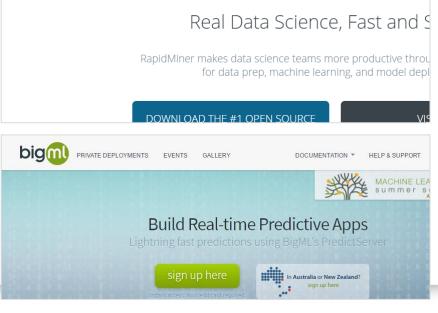






PRODUCTS LEARN RAPIDMINER RESOLUCES PRICING PARTNERS

l rapid**mine**r



Prática

Predição Mortalidade Infantil

Prof. Dr. Marcel Pedroso Pesquisador em Saúde Pública

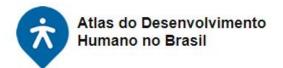








FONTE DOS DADOS



HOME OATLAS PERFIL CONSULTA MAPA RADARIDHM ÁRVORE RANKING DOWNLOAD



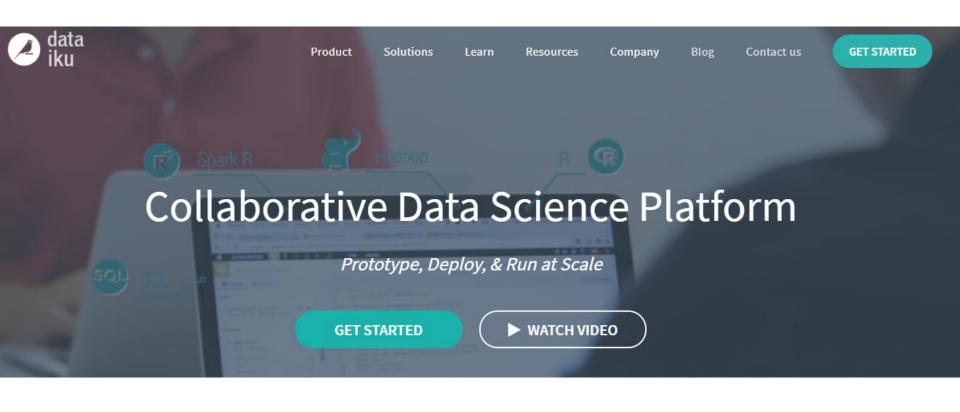
Perfil

Consulte o perfil da sua localidade estado região metropolitana município unidade de desenvolvimento humano

Busca

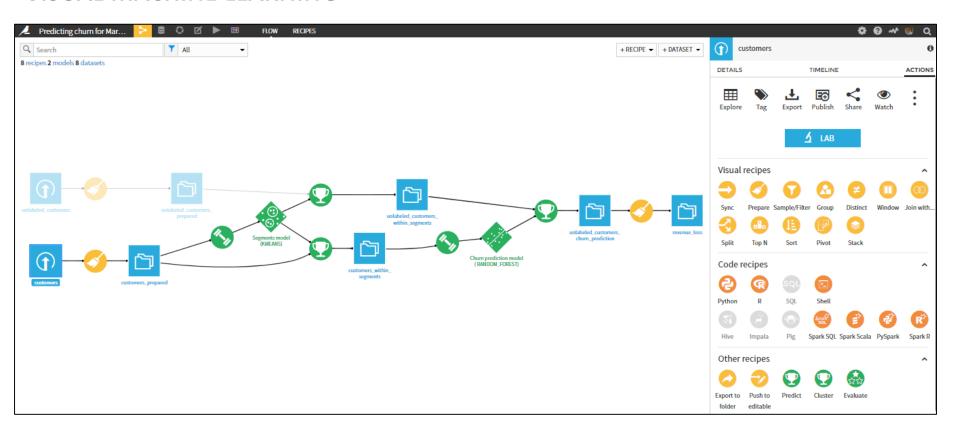


FERRAMENTA PARA ANÁLISE



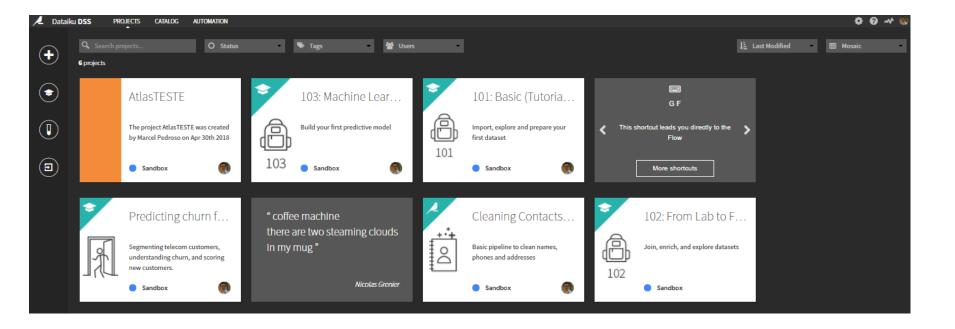


VISUAL MACHINE LEARNING





PROJETO PREDIÇÃO TMI







Vídeo: A Friendly Introduction to Machine Learning (UDACITY)

What is Machine Learning?

Learn from experience



Learn from experience



Follow instructions





Institute for Scientific and Technological Communication and Information on Health

www.facebook.com/fiocruz.icict twitter.com/@lcict_fiocruz www.youtube.com/videosaudefio

www.icict.fiocruz.br





