

Analytics, Ciência de Dados e IA aplicados à Gestão de Gastos Públicos

José Afonso Mazzon
Fábio Meletti Oliveira Barros

Outubro de 2020

Desafios atuais para a Gestão Pública



Controle, Transparência, Eficácia e Eficiência



A Realidade da Administração Pública

- ▶ Altíssimo volume de transações e dados
- ▶ Recursos para a atividade de análise, fiscalização e ação são limitados
 - ▶ Pessoas
 - ▶ Sistemas
 - ▶ Processos
 - ▶ Legislação
- ▶ Essas atividades são altamente custosas em um cenário de contração de ingressos
- ▶ Somente o uso mais preciso e eficiente dos atuais recursos permitirá que os Gestores Públicos sejam capazes de agir de maneira mais efetiva. É nesse contexto que o uso de Analytics, Ciência de Dados e IA pode ajudar de maneira substancial a Administração Pública



Artificial Intelligence

Analytics

Statistics Deep Learning

Machine Learning

Big Data



Quais as diferenças entre estes termos?

- ▶ ***Analytics***: Processo de examinar conjuntos ou bases de dados (de grande volume e complexidade) visando à descoberta, interpretação e comunicação de padrões informacionais (sentido, relação, comportamento) subjacentes a um conjunto de dados, para inferir conclusões a partir das informações nelas contidas, com o propósito de apoiar o processo de tomada de decisão.
- ▶ ***Data Science***: Campo de estudo multidisciplinar que combina entendimento e capacidade de reflexão sobre o domínio de aplicação ou negócio, com habilidades de programação e conhecimento de métodos matemáticos, estatísticos e computacionais para extração de padrões e informações úteis presentes nos conjuntos de dados disponíveis.
- ▶ ***Inteligência Artificial***: Processo de utilização de métodos e técnicas avançadas de processamento e análise, entre elas, de *Machine Learning*, para automatizar ações e decisões.



Caso 1

Anomalias de Folha de Pagamento

Anomalias de Folha de Pagamento

- ▶ Municípios maiores, Estados e União possuem folhas muito extensas
 - ▶ Dezenas ou centenas de milhares de servidores
- ▶ A administração pública não tem estrutura suficiente para realizar um pente fino na folha em busca remunerações anômalas ou de erros que possam estar drenando recursos públicos
 - ▶ Método usual de análise e fiscalização: seleção aleatória de casos para análise
 - ▶ Se a incidência real de anomalias for, por exemplo, de 1% dos casos da base, a cada 1.000 casos selecionados para análise, espera-se que sejam encontrados apenas 10 casos de anomalias. Um uso muito pouco eficiente do tempo dos analistas.
- ▶ O uso de IA pode auxiliar os gestores, identificando casos com maior potencial de apresentarem anomalias, *rankeando* toda a folha do maior **desvio estimado** para o menor desvio



Exemplo Real – Folha do Executivo de Ente Federativo – Cerca de 50 variáveis para estimação

▶ Dados do portal da transparência de janeiro de 2019

Real (R\$)	Estimado (R\$)	dif %	Cargo	Classe	Referência	Padrão	Nível	...	Ingresso função	Ingresso órgão	Ingresso serviço público
37.803,43	4.346,36	8,70	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	27/10/2017	27/10/2017	03/01/1983
4.040,43	4.346,36	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	27/10/2017	27/10/2017	03/01/1983
4.040,43	4.364,34	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	27/10/2017	27/10/2017	04/06/1983
4.514,23	4.365,04	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	06/09/2017	09/06/2017	06/01/1983
4.514,23	4.365,03	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	06/09/2017	09/06/2017	09/01/1983
4.040,43	4.323,86	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	22/09/2017	22/09/2017	12/01/1983
4.040,43	4.324,09	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	15/09/2017	15/09/2017	03/01/1983
4.040,43	4.337,99	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	18/08/2017	18/08/2017	03/01/1983
4.040,43	4.337,76	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	25/08/2017	25/08/2017	07/01/1983
4.040,43	4.330,56	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	15/09/2017	15/09/2017	30/03/1983
4.040,43	4.330,35	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	22/09/2017	22/09/2017	21/03/1983
4.040,43	4.330,36	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	22/09/2017	22/09/2017	10/03/1983
4.040,43	4.285,77	0,94	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	11/10/2017	10/11/2017	09/01/1983
4.514,23	4.362,01	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	06/02/2017	02/06/2017	09/01/1983
4.040,43	4.342,57	0,93	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	25/08/2017	25/08/2017	08/04/1983
4.514,23	4.387,44	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	06/09/2017	09/06/2017	15/07/1983
4.514,23	4.379,01	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	21/07/2017	21/07/2017	02/01/1983
4.040,43	4.378,79	0,92	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	28/07/2017	28/07/2017	09/01/1983
4.514,23	4.378,79	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	28/07/2017	28/07/2017	09/01/1983
4.040,43	4.380,32	0,92	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	02/03/2017	03/02/2017	02/01/1983
4.514,23	4.386,44	1,03	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	06/09/2017	09/06/2017	16/06/1983

Exemplo Real – Folha do Executivo de Ente Federativo – Cerca de 50 variáveis para estimação

► Dados de janeiro de 2019

Real (R\$)	Estimado (R\$)	dif %	Cargo	Classe	Referência	Padrão	Nível	...	Ingresso função	Ingresso órgão	Ingresso serviço público
16.443,53	3.056,16	5,38	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	216	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.724,13	2.898,61	0,94	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	216	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.699,36	2.861,69	0,94	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	216	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.675,75	2.861,69	0,94	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	216	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.700,52	2.890,24	0,93	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	216	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.852,87	3.300,79	0,86	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.311,30	3.300,79	1,00	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.307,69	3.300,79	1,00	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.187,11	3.172,06	1,00	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	316	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.599,26	2.765,39	0,94	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	116	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.311,30	3.351,32	0,99	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.699,36	2.948,96	0,92	SERVENTE DE OBRAS	A	0	315	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.575,45	3.430,94	1,04	SERVENTE DE OBRAS	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.502,89	2.606,71	0,96	SERVENTE DE OBRAS	A	0	115	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.496,87	3.271,64	1,07	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.575,41	2.699,49	0,95	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	116	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.312,58	3.503,67	0,95	SERVENTE DE OBRAS	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.394,23	3.485,45	0,97	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	416	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.575,41	2.723,66	0,95	SERVENTE DE OBRAS	A	0	116	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
2.676,93	2.936,43	0,91	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	315	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
3.287,31	3.166,14	1,04	SERVENTE DE OBRAS	A	0	316	0	...	09/01/2004	20/03/1990	20/03/1990

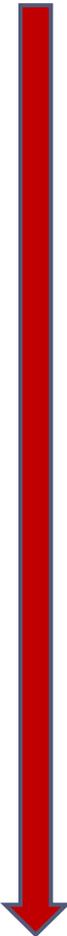
Exemplo Real – Folha do Executivo de Ente Federativo – Cerca de 50 variáveis para estimação

► Dados de janeiro de 2019

Real (R\$)	Estimado (R\$)	dif %	Cargo	Classe	Referência	Padrão	Nível	...	Ingresso função	Ingresso órgão	Ingresso serviço público
21.725,56	4.953,01	4,39	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.772,21	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.763,87	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.772,21	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
8.880,29	4.953,01	1,79	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.772,21	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.772,21	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.772,21	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.741,19	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.788,40	4.953,01	0,97	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
6.759,23	4.953,01	1,36	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988
4.774,06	4.953,01	0,96	AGENTE DE PORTARIA	S	0	III	0	...	10/02/1991	06/07/1978	10/04/1988

Exemplo Real – Ranking de Desvios

▶ Dados de janeiro de 2019



Real (R\$)	Estimado (R\$)	dif %	Cargo	Classe	Referência	Padrão	Nível	...	Ingresso função	Ingresso órgão	Ingresso serviço público
37.803,43	4.346,36	8,7	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	27/10/2017	27/10/2017	03/01/1983
34.422,55	4.200,65	8,2	PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR	6	0		602	...	18/11/2009	13/11/2009	18/11/2009
19.587,16	3.031,84	6,5	AUXILIAR OPERACIONAL SERV DIVERSOS - NA	S	0	III	0	...	29/03/2018	29/03/2018	17/05/1984
21.774,93	3.545,09	6,1	AUXILIAR EM ENFERMAGEM	S	0	III	0	...	13/10/1982	24/02/2017	13/10/1982
13.422,27	2.334,89	5,7	PROFESSOR MAGISTERIO SUPERIOR-SUBSTITUTO	4	0		401	...	02/01/2017	28/02/2017	02/01/2017
37.377,83	6.664,40	5,6	PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO	D	0		404	...	03/01/2013	29/12/2008	04/02/1992
36.522,25	6.555,16	5,6	PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR	7	0		701	...	08/01/2006	28/07/2006	08/01/2006
26.218,41	4.784,44	5,5	ASSISTENTE SINDICAL	S	0	III	0	...	30/12/2006	23/03/1987	04/01/1987
29.294,51	5.421,29	5,4	AGENTE ADMINISTRATIVO	S	0	III	0	...	07/01/2008	01/04/1991	10/05/1981
16.443,53	3.056,16	5,4	SERVENTE DE LIMPEZA	A	0	216	0	...	03/01/2005	20/03/1990	20/03/1990
61.654,54	12.637,28	4,9	PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR	6	0		603	...	09/08/2011	05/09/2011	09/08/2011
13.092,24	2.879,71	4,5	SERVENTE DE OBRAS	A	0	116	0	...	03/01/2005	01/11/1988	11/01/1988
22.452,71	5.307,01	4,2	CONTINUO	C	0	415	0	...	03/01/2005	25/08/1992	25/08/1992
29.670,74	7.391,19	4,0	MEDICO	S	0	III	0	...	03/01/2006	01/10/1984	10/01/1984
35.420,75	9.229,61	3,8	BIBLIOTECARIO	D	0	I	0	...	13/05/2009	20/03/2009	13/05/2009
34.125,33	8.998,94	3,8	FISIOTERAPEUTA	C	0	II	0	...	27/04/2006	29/03/2006	27/04/2006
10.060,16	2.691,59	3,7	COPEIRO	A	0	I	0	...	02/02/2010	29/12/2009	02/01/2010
16.090,22	4.708,04	3,4	DATILOGRAFO	S	0	III	0	...	31/03/2004	01/10/1988	10/01/1988
22.750,80	6.678,52	3,4	TEC DE TECNOLOGIA DA INFORMACAO	D	0	216	0	...	03/01/2005	03/08/1982	08/03/1982

Caso 2

Anomalias de Despesas e Gastos

Anomalias de Despesas e Gastos

- ▶ O exemplo apresentado se concentra em avaliar se o valor da remuneração base bruta do servidor se desvia muito de um “padrão” estimado. Portanto, a anomalia avalia somente 1 (um) fator que é a remuneração bruta em função das diversas características funcionais do servidor
- ▶ No entanto, existem situações em que o valor em si não é o problema e pode estar próximo do valor esperado para um determinado item de despesa, mas a combinação das características da despesa podem ser incomuns. Exemplos:
 - ▶ Aquisição de um tomógrafo (por valor correto de mercado) por uma escola do ensino fundamental
 - ▶ Gastos com serviços de pintura de grande monta (pintura de todas as dependências de um mesmo hospital, por exemplo) ocorrendo mais de uma vez em um espaço de três meses



Tipos de Modelos Possíveis

▶ **Métodos Supervisionados:**

- ▶ Quando há dados históricos rotulados (marcados, por exemplo, como “é fraude” ou “não é fraude”, com muitos casos de desvios / fraudes identificadas previamente, é possível treinar modelos supervisionados para identificação de fraudes com maior acurácia

▶ **Métodos Não Supervisionados:**

- ▶ Quando não há histórico de auditoria / verificação em volume suficiente para treinamento de modelo supervisionado, e o volume da base é muito grande, busca transações anômalas (comportamento multivariado anômalo), que fogem do comportamento mais usual para aumentar a eficiência dos processos de auditoria e verificação / checagem

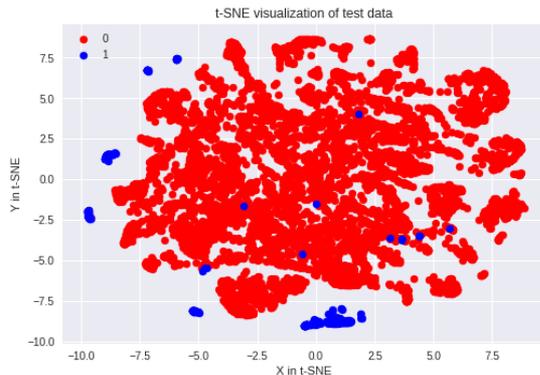


Anomalias de Despesas e Gastos

- ▶ As hipóteses de combinações possíveis das características das despesas são praticamente ilimitadas
- ▶ Na maioria das situações o histórico de análises, auditorias e fiscalizações são muito limitados impedindo a estimação de um modelo SUPERVISIONADO para a detecção de fraude ou anomalia
- ▶ A rotulagem inicial para treinamento de modelos supervisionados é muito custosa. Por exemplo, em um banco de dados 300.000 transações, com 0,17% de incidência de fraudes, uma amostra aleatória de 10.000 casos para análise (custo elevado para realização) pode trazer muito poucos casos fraudulentos impedindo o treinamento de um modelo supervisionado
- ▶ Nessas situações, podem ser aplicados métodos multifatoriais **NÃO SUPERVISIONADOS** de identificação de anomalias que buscam entender qual o grau de distância da “normalidade” uma determinada combinação de variáveis, características ou fatores apresenta
- ▶ Esse método é muito utilizado para detecção de fraudes em cartões de créditos, por exemplo, onde uma compra com pequeno intervalo de tempo em duas localidades muito distantes podem indicar fraude, ou compras muito frequentes em diversas localidades etc.



Anomalias de Despesas e Gastos



Representação por redução dimensional de fraudes (1) e transações legítimas (0) de cartão de crédito nos 2 fatores mais relevantes derivados das 30 variáveis que representam as características das transações

		Previsto	
		legítima	anomalia
Real	legítima	284.085	230
	anomalia	81	411

Trade-off

- ▶ O treinamento dos modelos depende muito do processo de negócio em que estão inseridos e do risco das ações de combate à fraude. Priorizar a redução de **falsos positivos** ou **falsos negativos**, em geral envolve um *trade-off* na modelagem.
- ▶ No caso de análise de despesas, como o tempo do profissional que vai analisar cada caso suspeito é escasso é melhor que na lista para análise a maior parte dos casos sejam de anomalias, ainda que muitas anomalias fiquem de fora da análise. O importante é transformar o comportamento de quem comete desvios.
- ▶ Para cartões de crédito, talvez seja mais interessante permitir que algumas transações legítimas sejam bloqueadas, ou resultem numa chamada telefônica para autorização, para garantir que o modelo reduza ao máximo a possibilidade de permitir que uma transação fraudulenta seja efetivada.
- ▶ Já no caso da suspensão de benefícios previdenciários, os custos (políticos, legais e econômicos) na suspensão de um benefício que não representa fraude (falso positivo) pode ser muito mais custoso do que deixar de identificar alguns casos de fraude no total do conjunto de dados.

Exemplo de Aplicação do Método não Supervisionado em Base de Fraudes de Cartão de Crédito

ID_TRANSAÇÃO	CLIENTE	TEMPO	V1	V2	V3	V4	...	V28	VALOR TRANSAÇÃO	ERRO MULTIVARIADO DE CONSTRUÇÃO
145.890	###	###	###	###	###	###	###		1.256,00	0,2067
213	###	###	###	###	###	###	###		43,18	0,2014
3.589	###	###	###	###	###	###	###		43.000,00	0,2003
...
203.589	###	###	###	###	###	###	###		580,99	0,1845
...
...
...
...
789	###	###	###	###	###	###	###		15,36	0,0062
12.765	###	###	###	###	###	###	###		7.567,00	0,0021

Corte:
500 maiores erros

Quanto maior o erro de reconstrução, mais suspeita uma transação

Sem nenhum conhecimento ou análise prévia das transações (se fraudulentas ou não), dentre as 500 transações de maior erro, estavam 376 das 492 transações fraudulentas no conjunto total de 284 mil transações

Apenas 492 casos da base são anomalias (0,17%)

Anomalias de Despesas e Gastos

- ▶ Essa abordagem permite que rapidamente se listem casos com bastante suspeita de anomalia, permitindo um uso muito mais eficiente do tempo dos analistas, que encontrarão muito mais casos de anomalias (e muito mais diversos) do que numa amostragem aleatória ou baseada em regra previamente definida
 - ▶ Sinaliza para os ordenadores de despesa que estas estão sendo acompanhadas mais de perto
 - ▶ Identifica maior volume de despesas anômalas
 - ▶ Permite que com o tempo, vá se criando uma base de dados rotulados para o treinamento de modelos supervisionados, que permitem estimar a probabilidade de cada caso se uma fraude / anomalia com acurácia muito maior



Outras Aplicações em Finanças Públicas

Aplicações para Finanças Públicas

- ▶ As modernas técnicas de IA podem ser aplicadas em diversas outras áreas da administração pública
 - ▶ Identificação da probabilidade de recuperação de CDAs inscritas em dívida ativa
 - ▶ Auxílio à revisão da planta genérica de valores, com base em imagens aéreas e da fachada de construções, além de dados georeferenciados, permitindo a obtenção de estimativas para auxílio à atualização dos valores
 - ▶ Identificação de potenciais desvios / anomalias no repasse de cota parte aos municípios
 - ▶ Etc.



Caso 3

Dívida Ativa – Município do RJ

Problema de Negócio

- ▶ Estimar a probabilidade de Quitação de uma CDA (Quitar x Não Quitar)
- ▶ R\$ 47 bilhões em cobrança
- ▶ Mais de 1 milhão de créditos em cobrança para IPTU e 13 procuradores
- ▶ Quase 40 mil títulos em cobrança para ISS
- ▶ Dados da Dívida Ativa, de inscrições imobiliárias do município e arrecadação mensal típica nos últimos 5 anos para os contribuintes de ISS no município



Principais Dificuldades

▶ Inconsistência e duplicidade de CDAs:

- ▶ Análises de consistência reduziram o valor total em cobrança para R\$ 29 bilhões

▶ Inexistência de dados sobre capacidade de pagamento

- ▶ Busca de renda no setor censitário de acordo com latitude e longitude da inscrição imobiliária para o IPTU
- ▶ Uso dos dados da arrecadação do ISS por empresa nos últimos 5 anos

▶ Contribuintes duplicados

- ▶ Deduplicação de contribuintes a partir de análises de Documento, Nome e Endereço

▶ Bairros não padronizados no ISS

- ▶ Padronização de Bairro



Resultados do Modelo Preditivo

Massa de treinamento (80% das CDAS): **92%** das CDAs classificadas corretamente

Situação original da CDA	Situação prevista no modelo		Total
	Quitadas	Baixadas	
Quitadas	93,8%	6,2%	100%
Baixadas	17,3%	82,7%	100%

Massa de validação (20% das CDAS): **93%** das CDAs classificadas corretamente

Situação original da CDA	Situação prevista no modelo		Total
	Quitadas	Baixadas	
Quitadas	94,9%	5,1%	100%
Baixadas	16,4%	83,6%	100%



Classificação dos Créditos em Cobrança

❖ Após a validação do modelo final, aplica-se o algoritmo de classificação à massa dos créditos que ainda estão em cobrança, de forma a estimar a sua probabilidade de pagamento

(ISS – Rio de Janeiro)

Faixa de probabilidade de pagamento	% do num. de CDAS
Até 10%	48,7%
Maior que 10% e menor que 20%	5,3%
Maior que 20% e menor que 30%	3,1%
Maior que 30% e menor que 40%	2,3%
Maior que 40% e menor que 50%	1,8%
Maior que 50% e menor que 60%	1,8%
Maior que 60% e menor que 70%	1,9%
Maior que 70% e menor que 80%	2,2%
Maior que 80% e menor que 90%	3,3%
Maior que 90%	29,6%
Total	100,0%

PGM-RJ – Resultados Decorridos 2 anos

ISS

- ❖ Decorridos 2 anos da aplicação do modelo preditivo
- ❖ 98,1% do valor arrecadado - mais de 50% de probabilidade de pagamento
- ❖ 86,7% do valor arrecadado - mais de 90% de probabilidade de pagamento

Probabilidade Estimada de Pagamento (%)	% do Total Pago no ano seguinte	% Acumulado do Total Pago no ano seguinte
90 ou mais	86,7%	86,7%
80 a 90	6,9%	93,5%
70 a 80	2,4%	96,0%
60 a 70	0,7%	96,7%
50 a 60	1,4%	98,1%
40 a 50	0,0%	98,1%
30 a 40	0,0%	98,1%
20 a 30	1,9%	100,0%
10 a 20	0,0%	100,0%
Até 10	0,0%	100,0%
Total	100,0%	100,0%



Obrigado!

José Afonso Mazzon
jamazon@usp.br