Tugas ke-4 Data Science pada Domain Spesifik Membuat Pemodelan, Data Visualisasi dan Dashboard dari Dataset hotel booking.csv

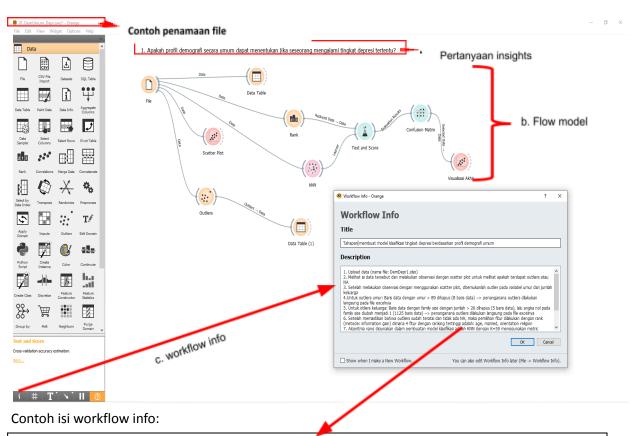
Dosen Kelas: Lydia Mutiara Dewi, MA

Petunjuk pengerjaan:

1. Dengan menggunakan software Orange / Python / Excel, buatlah <u>6 buah pemodelan untuk</u> <u>dataset hotel booking.csv</u>

Keterangan:

- Model dapat berupa klasifikasi atau clustering. Minimal harus terdapat 3 model klasifikasi, entah menggunakan software Orange atau Python
- Selain klasifikasi, anda bisa membuat pemodelan dengan menggunakan Pivot Table seperti yang anda buat di dataset ke-1 (Sebelum UTS)
- 2. Anda bisa mengulik dari segi fitur, algoritma (K-NN, Decision Tree, dll) .
- 3. Setiap pemodelan harus mengandung komponen-komponen sebagai berikut:
 - a. Pertanyaan insights
 - b. Flow model / coding / Pivot table pada Excel
 - c. Workflow info jika anda menggunakan Orange (mulai dari data di upload sampai dengan nilai precission dan recall atau kriteria pengukuran yang lain jika anda tidak menggunakan precission atau recall):



- 1. Upload data (nama file: DemDepr1.xlsx) sebutkan nama kolomnya jika perlu
- 2. Melihat isi data tersebut dan melakukan observasi dengan scatter plot untuk melihat apakah terdapat outliers atau NA
- Setelah melakukan observasi dengan menggunakan scatter plot, ditemukanlah outliers pada variabel umur dan jumlah keluarga
 Untuk outliers umur: Baris data dengan umur > 89 dihapus (8 baris data) --> penanganana outliers dilakukan langsung pada file
- 5. Untuk otliers keluarga: Baris data dengan family size dengan jumlah > 26 dihapus (5 baris data), lalu angka nol pada family size diubah menjadi 1 (1125 baris data) --> penanganana outliers dilakukan langsung pada file excelnya
- 6. Setelah memastikan bahwa outliers sudah teratasi dan tidak ada NA, maka pemilihan fitur dilakukan dengan rank (metode: information gain) dimana 4 fitur dengan ranking tertinggi adalah: age, married, orientation religion
- 7. Algoritma yang digunakan dalam pembuatan model klasifikasi adalah KNN dengan K=50 menggunakan metric euclidean uniform
- Model kemudian dijalankan (test and score) dengan menggunakan random sampling, repeat train set = 10, dan komposisi training set 80%

- d. Jika anda menggunakan Python / Pivot Table, sebagai pengganti workflow, jelaskan langkah-langkah pengerjaannya.
- e. Untuk setiap model, tampilkan visualisasi yang anda anggap sesuai.
- 4. Jika anda sudah mengerjakan poin 3, buatlah sebuah <u>folder</u> dengan nama : T4M_DSDSA_NoKel
- 5. Gantilah komponen NoKel pada folder tersebut dengan No Kelompok anda yang terdaftar di google classroom, contoh: **T4M_DSDSA_NoKel** menjadi **T4M_DSDSA_01**
- 6. Masukkan file-file model ke dalam folder yang sudah anda buat (file apapun, apakah orange, python atau excel), dengan penamaan sebagai berikut:

MX_NamaModel_YY

Keterangan:

X: no model

YY: 2 digit no kelompok

Contoh:

01.ows

Model 1: M1_KlasifikasiDT_01.ows \square file berjenis orange Model 2: M2_KlasifikasiNBC_01.py \square file berjenis python Model 3: M3_KlasifikasiKNN_01.xlsx \square file berjenis excel Dan seterusnya sampai model ke-6

(perbesar sendiri ukutan kotak pada table di bawah ini jika dirasa perlu):

7. Dari 6 model yang sudah anda buat, pilihlah 4 **buah model terbaik** beserta alasannya

No Nama File Pengukuran (mis: Informasi yang anda peroleh dari Precision / Recall/ F1 model ini / Accuracy)* contoh: dari model ini didapat informasi bahwa tamu dengan lead time Cenderung tidak membatalkan pesanan. M3 KlasifikasiKNN Informasi yang kami peroleh dari model Accuracy: 0.755688416706094 01.py ini: 9 Pembatalan pemesanan tampaknya Precision: cukup umum, mengingat recall model 0.670103092783505 sebesar 64.08%. Hal ini menunjukkan 1 bahwa ada sejumlah pemesanan yang Recall: dibatalkan di hotel tersebut, dan model 0.640812448034208 mampu mendeteksi sebagian besar 3 dari pembatalan tersebut. Selain itu, model memiliki akurasi yang cukup tinggi sebesar 75.56%, presisi sebesar 67.01% mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi model benar, precision yang lebih tinggi mengurangi kesalahan ketika model memprediksi pembatalan. 2 Dari Hasil model yang ada, dapat dilihat M1_KlasifikasiDTree Accuracy: 0.585

bila dilihat dari pengukuran, model

F1-Score:0.582

		1	T
		Precision: 0.783	cukup dapat mendeteksi atau
		Recall: 0.673	memisahkan pemesanan yang
			dibatalkan berdasarkan
			Previous_Cancellation dan
			Previous_booking_not_canceled. Bila
			divisualisasikan juga bahwa semakin
			tinggi nilai
			previous booking not canceled, maka
			kemungkinan sebuah pemesanan
			kamar tidak dibatalkan semakin tinggi,
			tapi bila nilai Previous_Cancellation
			tinggi, maka kemungkinan pemesanan
			kamar dibatalkan cukup tinggi juga. Ada
			kemungkinan kecil dimana jika jumlah
			previous_cancellations nya lebih dari 2,
			maka booking akan dibatalkan dan juga
			jika perbandingan antara
			previous cancellations dan
			previous_booking_not_canceled nya
			cukup jauh berbeda. Sehingga dapat
			disimpulkan bahwa
			Previous_Cancellation dan
			_
			Previous_booking_not_canceled cukup
			berpengaruh untuk melihat pemesanan
			dibatalkan atau tidak
3	M4_ClusteringKmea	-	Informasi yang kami peroleh dari model
1			
	ns_01.py		ini :
	ns_01.py		
	ns_01.py		ini :
	ns_01.py		ini : Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time)
	ns_01.py		ini : Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan)
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih murah.
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih murah. Cluster 1 (Long Stay Long Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih murah. Cluster 1 (Long Stay Long Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang lebih rendah. Tamu dalam
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih murah. Cluster 1 (Long Stay Long Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang lebih rendah. Tamu dalam kelompok ini mungkin lebih yakin
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih murah. Cluster 1 (Long Stay Long Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang lebih rendah. Tamu dalam kelompok ini mungkin lebih yakin dengan rencana perjalanan mereka
	ns_01.py		ini: Cluster 1 (Short Stay Short Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang moderat. Hal ini mungkin terjadi karena tamu dengan lead time yang singkat (pemesan kamar dalam waktu dekat dengan tanggal kedatangan) cenderung membuat keputusan pemesanan yang lebih cepat dan impulsif yang mana berpotensi lebih mudah membatalkan jika ada perubahan rencana mendadak dan juga mungkin mereka memiliki jadwal yang lebih fleksibel, sehingga lebih mungkin untuk mencari alternatif lain jika ada kesempatan yang lebih baik atau lebih murah. Cluster 1 (Long Stay Long Lead Time) cenderung memiliki risiko pembatalan yang lebih rendah. Tamu dalam kelompok ini mungkin lebih yakin

4	M6_ClusteringK-Me	Silhouette Score	Cluster 0 berisi customer yang	
	ans_01.py	untuk k=4 setelah	cenderung melakukan booking dari	
		t-SNE:	jauh hari yang diindikasikan dengan	
		0.543282866477966	median dan Inter Quartil Range yang	
		3	lebih lebar. Cluster 1 dan 2	
			menunjukkan lead time yang sangat	
			pendek, berarti booking yang	
			terburu-buru (Last Minute). Segmen ini	
			dapat ditarget dengan promo-promo	
			last minute maupun policy yang lebih	
			fleksibel. Cluster 3 memiliki lead time	
		yang umum, mengindikas		
			kestabilan waktu membooking (tidak	
			terlalu cepat maupun terlalu lama).	

^{*}Jika model yang anda pilih tidak mengandung pengukuran beri tanda: -

8. Jika sudah, isikan tabel kontribusi kelompok di bawah ini (terurut **secara ascending** berdasarkan NPM):

NPM	Nama	Kelas	Kontribusi (%)	Tanda Tangan
6182001001	Jenson Mark Lowell		100%	Jan
6182101040	Samuel Edward Winoto	A	100%	Kaming
6182101054	Steffi Widjaya		100%	Eurfen

- 9. Ubahlah <mark>file ini ke dalam bentuk pdf dan masukkan</mark> juga ke dalam <mark>folder T4M_DSDSA_NoKel</mark> yang tadi sudah anda buat
- 10. Lihat kembali poin no 3e. Di no 3e, anda sudah membuat 6 buah model lengkap dengan visualisasinya. Dari 6 visualisasi yang sudah anda buat, pilihlah 4 visualisasi, screenshot visualisasi tersebut dan buatlah dashboard pada file Excel bernama: T4_DB_NoKel.xlsx. Lihat petunjuk contoh layout dashboard yang berada di dalam file ini.
- 11. Jika sudah, unggahlah pekerjaan ke dalam google classroom. Lihat no 12 untuk mengetahui file-file apa saja yang harus anda unggah.
- 12. Jadi, di dalam folder **T4M_DSDSA_NoKel**, nantinya akan terdapat:
 - 6 buah file pemodelan yang sudah anda buat
 - File ini yang sudah anda ubah ke dalam bentuk pdf (T4_DSDSA_Nokelompok.pdf)
 - File Excel yang berisi dashboard yang berisi screenshot visualisasi, informasi, insights, dan actionable insights bernama **T4_DB_NoKel.xlsx.**
 - Dataset asli yang anda gunakan untuk membuat pemodelan pada Orange / Python / Excel.