PENJELMAAN DATA DAN PENDISKRETAN

STQD6414 PERLOMBONGAN DATA



Prof. Madya Dr. Nurulkamal Masseran Jabatan Sains Matematik Universiti Kebangsaan Malaysia

PENGENALAN:

 Dalam penjelmaan data, data diubahsuai menjadi bentuk yang lebih sesuai sebelum analisis perlombongan data dijalankan.

Beberapa teknik penjelmaan data:

1. Penormalan:

- Melibatkan proses menskalakan semula nilai-nilai atribut.

Contoh:

- Proses menskalakan nilai atribut data asal (0–100) kepada julat yang lebih kecil, (0–1). Terutama bagi data dengan pelbagai atribut yang tidak sama unit ukuran.
- Proses menjadikan data tertabur secara taburan Normal.
- Kebanyakan kaedah dalam statistik dan perlombongan data memerlukan andaian kenormalan data.

contoh: model Regresi.



PENGENALAN:

2. Pendiskretan:

- Proses menjelmakan nilai-nilai atribut (contoh: umur) kepada nilai dalam bentuk selang (contoh: 0-10, 11-20, 20-40)
- Atau dalam bentuk konseptual (contoh: kanak-kanak, remaja, dewasa, warga emas).

3. Penjelmaan Atribut:

- Atribut baru dibentuk daripada gabungan atau penjelmaan atribut-atribut yang telah ada dalam data.
- 4. Pelicinan (smoothing) dan lain-lain kaedah penjelmaan.

PENORWALAN:

 Bertujuan untuk menskalakan semula nilai-nilai atribut ataupun menjadikan taburan data menghampiri taburan Normal:

i. Penormalan Min-Max:

- Melibatkan penjelmaan linear terhadap nilai-nilai data.
- Misalkan \min_{X} dan \max_{X} ialah nilai minimum dan nilai maksimum bagi data/atribut X.
- Kita mahu menskalakan data X daripada julat $[min_X, max_X]$ kepada julat $[baru_min_X, baru_max_X]$.
- Penormalan ini akan menjelmakan semua data/nilai atribut X kepada data atribut V dalam selang [baru_min_x, baru_max_x].
- Ini dibuat menerusi persamaan:

$$V = \frac{\left[X - \min(X)\right] \times \left[baru - \max(X) - baru - \min(X)\right]}{\max(X) - \min(X)} + baru - \min(X)$$

ii. Penormalan skor-Z:

- Juga dikenali sebagai penormalan min-sifar.
- Data/nilai atribut X dijelmakan kepada data skor-Z menerusi persamaan:

$$Z = \frac{X - \mu_X}{\sigma_X}$$

- dengan μ_X dan σ_X ialah min dan sisihan piawai bagi atribut X.
- Jika μ_X dan σ_X tidak diketahui, ianya akan dianggarkan daripada sampel.
- Nilai p/ubah Z akan mempunyai min 0 dan sisihan piawai 1.
- Kaedah ini lebih sesuai dari penormalan min-max jika terdapat data pencil.



iii. Penormalan berdasarkan penskalaan perpuluhan:

- Menjelmakan data dengan memindahkan titik perpuluhan bagi nilai atribut X.
- Contoh: 3600 dijelmakan kepada 0.36.
- Bilangan titik perpuluhan yang dipindahkan bergantung pada nilai mutlak maksimum X.
- Ini dibuat menerusi persamaan:

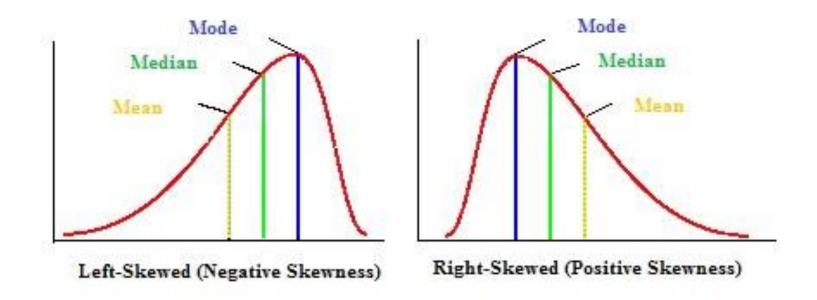
$$v'_i = \frac{v_i}{10^j}$$

- j ialah integer terkecil sedemikian hingga $\max(v'_i) < 1$.



iv. Penormalan taburan data:

- Penjelmaan jenis ini perlu dijalankan jika data adalah pincang ke kanan (positif) atau ke kiri (negatif).



- Penjelmaan ini melibatkan fungsi matematik terhadap setiap nilai data.



Beberapa fungsi matematik yang digunakan dalam penormalan taburan data ialah:

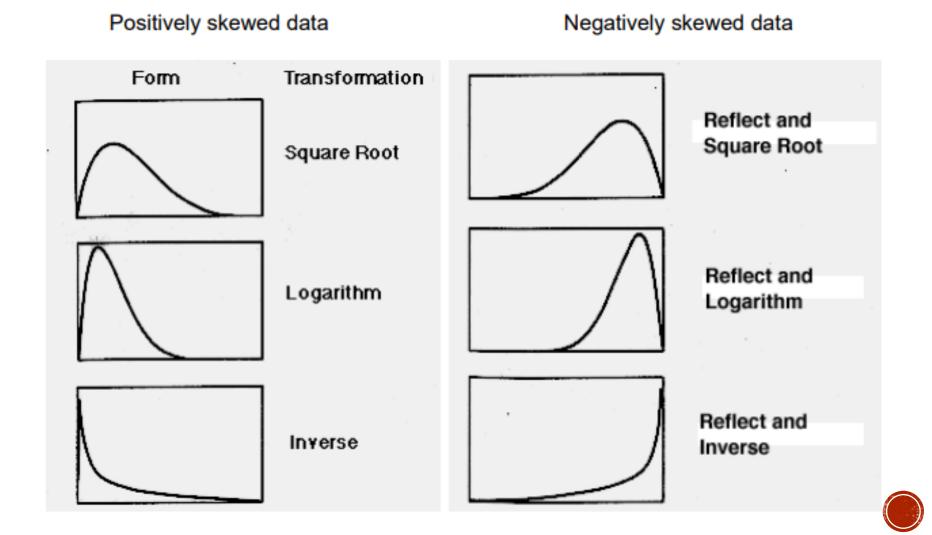
a) Logaritma:

- Penjelmaan menerusi fungsi **log(x)** sesuai jika varians bagi data didapati meningkat terhadap min data.
- Ianya juga sesuai untuk data kadar pertumbuhan yang biasanya mempunyai taburan eksponen.

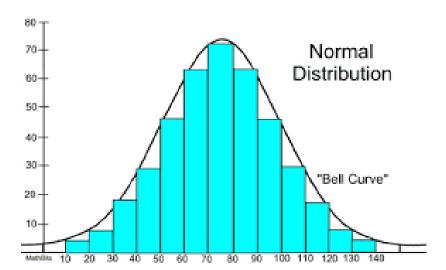
b) Jika logarithma tidak sesuai, beberapa fungsi lain boleh dicuba:

- Penjelmaan Salingan (1/x).
- Penjelmaan Punca Kuasa Dua (x^1/2).
- Penjelmaan Arcsine (asin(x)): dikenali sebagai penjelmaan sudut dan berguna untuk data jenis peratusan dan perkadaran yang tidak tertabur secara Normal.

 Rajah tersebut mencadangkan fungsi matematik yang sesuai bergantung kepada darjah kepencongan bagi data taburan asal.



- Data yang pincang ke kiri (negatif) memerlukan penjelmaan terpantul (reflected transformation).
- Bermaksud, setiap data perlu dipantulkan sebelum penjelmaan dibuat.
- Pantulan p/ubah ini dibuat menerusi pembentukan p/ubah baru dengan nilai suatu pemalar, k ditolakkan dengan data asal.
- Pemalar k dikira dengan menambahkan 1 kepada nilai terbesar p/ubah asal, $k = (\max(x)+1)$.
- Seterusnya, p/ubah terpantul (P) dihitung menerusi: P = k X
- Penormalan taburan data bertujuan menjadikan data menghampiri bentuk taburan Normal.





 Tabachnick & Fidell (2007) dan Howell (2007) memberikan tatacara berikut untuk penjelmaan data berdasarkan kepencongan taburan data asal.

Data Taburan Asal	Teknik Penjelmaan yang
	dicadangkan
Kepencongan Positif	Kuasa-Dua, $Y=X^2$
Sederhana	
Kepencongan Positif Ketara	Logarithma, $Y = \log_{10}\left(X ight)$
Kepencongan Negatif	Punca Kuasa-Dua, $Y = \sqrt{k-X}$
Sederhana	
Kepencongan Negatif Ketara	Logarithma, $Y = \log_{10}(k - X)$

^{*} Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). Using multivariate statistics (5th ed.). Boston: Allyn and Bacon.

^{*} Howell, D. C. (2007). Statistical methods for psychology (6th ed.). Belmont, CA: Thomson Wadsworth.

MENILAI KENORWALAN DATA:

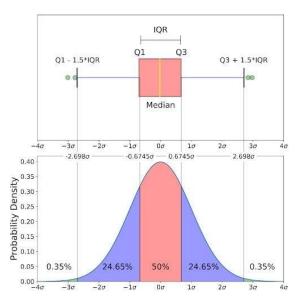
i. Histogram dan plot kotak.

ii. Plot Normal Kuantil.

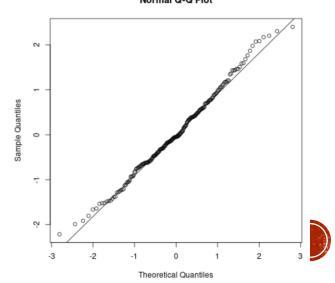
- juga dikenali sebagai Plot Kebarangkalian Normal.

iii. Ujian Kebagusan penyuaian:

- i) Ujian Kolmogorov-Smirnov.
- ii) Ujian Shapiro-Wilk.
- iii) Ujian Anderson-Darling.

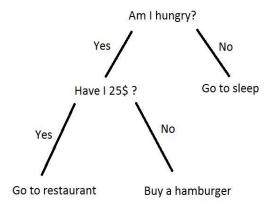


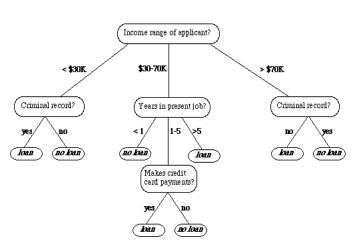
Normal Q-Q Plot



PENDISKRETAN:

- Pendiskretan: Membahagikan data atribut kepada beberapa selang.
- Data dalam bentuk selang akan digunakan untuk menggantikan data sebenar.
- Sebahagian kaedah perlombongan data hanya boleh dijalankan terhadap data diskrit. Contoh: Pokok-keputusan (decision trees).
- Pendiskretan merupakan pendekatan dalam penurunan data untuk menjadikan algoritma/al-Khwarizmi perlombongan data lebih efisyen.
- Pendiskretan boleh dilakukan secara berulang terhadap atribut.







 Menerusi pendiskretatan, atribut dalam bentuk selanjar akan ditukarkan kepada atribut dalam bentuk diskrit ataupun selang.

Contoh:

Selanjar: Jumlah pendapatan, 1000 < X < 10000.

Selang: 1000-2000, 2000-3000, >3000.

Diskrit/berkategori: 1=pendapatan rendah, 2=pendapatan sederhana, 3=pendapatan tinggi

- Tujuan pendiskretan ialah menurunkan bilangan nilai atribut selanjar dengan mengumpulkannya kepada bilangan b selang/bin.
- Isu penting dalam pendiskretan ialah bagaimana untuk memilih bilangan selang/bin.

- Dua pendekatan: pendekatan terselia (supervised) dan pendekatan tidak terselia (unsupervised).
- Pendekatan tidak terselia: Tiada label kelas diketahui. Selang pendiskretan boleh dijalankan terus terhadap data.
- Pendekatan terselia: Jika label kelas diketahui, kaedah pendiskretan perlu memanfaatkan maklumat ini, dan al-Khwarizmi/algoritma model terselia boleh digunakan.
- Kaedah pendiskretan perlu memaksimumkan ketergantungan antara nilai atribut dengan label kelas dan meminimumkan kehilangan maklumat.



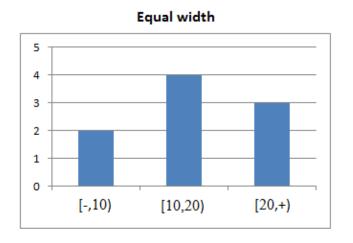
PENDISKRETAN TAK TERSELIA:

i. Pendiskretan Data menerusi pengetahuan Domain:

- Dibuat secara manual.
- Namun, sainstis data perlulah mempunyai hujah yang sesuai berkaitan pembahagian selang tersebut.

ii. Pendiskretan Sama-Lebar (Equal-width):

- Al-khwarizmi ini menggunakan maklumat minimum (A) dan maksimum (B) bagi atribut, X_i .
- Seterusnya, lebar selang pendiskretan dibuat menerusi: W = (B A)/N.

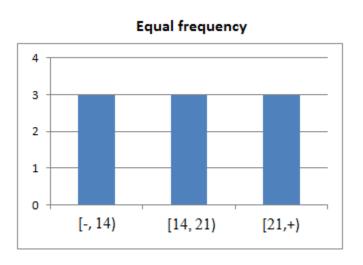




PENDISKRETAN TAK TERSELIA:

iii. Pendiskretan Sama-Kekerapan (Equal-frequency):

- Al-khwarizmi ini menggunakan maklumat minimum (A) dan maksimum (B) bagi atribut, X_i .
- Seterusnya semua nilai X_i ditertibkan dalam susunan menaik.
- Lebar selang pendiskretan ditentukan berdasarkan bilangan cerapan yang sama dalam setiap selang.





PENDISKRETAN TERSELIA:

Pendiskretan terselia mengambilkira maklumat kelas dalam set data.



Fig. 6.2 Distribution of values belonging to three classes {white, gray, black} over variable *X*.

- Pelbagai al-khwarizmi pendiskretan terselia boleh dijalankan menggunakan R:
- i) Pendiskretan menerusi Al-khwarizmi Chi2.
- ii) Pendiskretan menerusi Al-khwarizmi ChiMerge.
- iii) Pendiskretan menerusi Al-khwarizmi Atas-Bawah (*Top-down*).
- iv) Pendiskretan menerusi Al-khwarizmi MDLP (*Minimum Description Length Principle*).
- v) Dan banyak lagi.

PELBAGAI AL-KHWARIZWI PENDISKRETAN:

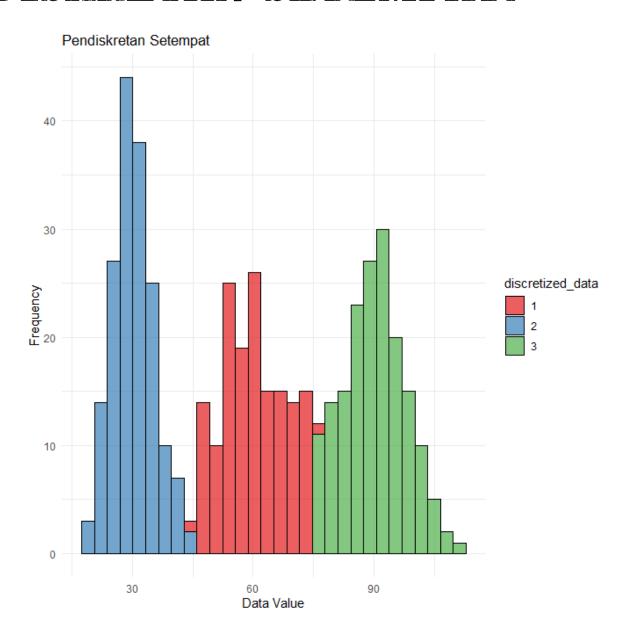
Equal Width Discretizer	EqualWidth
Equal Frequency Discretizer	EqualFrequency
No name specified	Chou91
Adaptive Quantizer	AQ
Discretizer 2	D2
ChiMerge	ChiMerge
One-Rule Discretizer	1R
Iterative Dichotomizer 3 Discretizer	ID3
Minimum Description Length Principle	MDLP
Valley	Valley
Class-Attribute Dependent Discretizer	CADD
ReliefF Discretizer	ReliefF
Class-driven Statistical Discretizer	StatDisc
No name specified	NBIterative
Boolean Reasoning Discretizer	BRDisc
Minimum Description Length Discretizer	MDL-Disc
Bayesian Discretizer	Bayesian
No name specified	Friedman96
Cluster Analysis Discretizer	ClusterAnalysis
Zeta	Zeta
Distance-based Discretizer	Distance
Finite Mixture Model Discretizer	FMM

No name specified	Butterworth04
No name specified	Zhang04
Khiops	Khiops CAIM
Class-Attribute Interdependence Maximization	
Extended Chi2	Extended Chi2
Heterogeneity Discretizer	Heter-Disc
Unsupervised Correlation Preserving Discretizer	UCPD
No name specified	Multi-MDL
Difference Similitude Set Theory Discretizer	DSST
Multivariate Interdependent Discretizer	MIDCA
MODL	MODL
Information Theoretic Fuzzy Partitioning	ITFP
No name specified	Wu06
Fast Independent Component Analysis	FastICA
Linear Program Relaxation	LP-Relaxation
Hellinger-Based Discretizer	HellingerBD
Distribution Index-Based Discretizer	DIBD
Wrapper Estimation of Distribution Algorithm	WEDA
Clustering + Rought Sets Discretizer	Cluster-RS-Disc
Interval Distance Discretizer	IDD
Class-Attribute Contingency Coefficient	CACC
Rectified Chi2	Rectified Chi2

PENDISKRETAN SETEMPAT:

- Pendiskritan setempat (local discretization) merujuk kepada kaedah pendiskretan data yang mempertimbangkan ciri setempat dalam taburan data.
- Pendekatan ini berguna apabila kita berurusan dengan data yang bersifat heterogen, dengan segmen data yang berbeza memerlukan strategi pendiskretan yang berbeza.
- Contoh: Dalam set data dengan ketumpatan taburan data yang berbeza-beza, pendiskretan setempat perlu untuk membina; i) bin-bin yang lebih kecil di kawasan yang mempunyai ketumpatan data yang tinggi, dan ii) bin-bin yang lebih besar di kawasan ketumpatan data yang rendah.
- Dengan menyesuaikan proses pendiskretan kepada konteks setempat, kaedah ini boleh membantu mengekalkan corak dan hubungan penting dalam data.

PENDISKRETAN SETEMPAT:





PENJELMAAN DATA WEMBENTUK ATRIBUT BARU:

 Atribut baru dibina daripada beberapa gabungan atau penjelmaan atribut-atribut yang sedia ada dalam data.

Contoh:

- i) atribut bagi "luas kawasan" boleh dibina dari nilai atribut "panjang" dan atribut "lebar" kawasan.
- ii) atribut bagi "BMI" boleh dibina dari nilai atribut "berat" dan atribut "tinggi" individu.
- iii) atribut bagi "pendapatan bersih" boleh dibina dari perjumlahan nilai semua atribut berkaitan "pendapatan" dan penolakan semua atribut berkaitan "hutang" individu.
- Pengetahuan domain sangat diperlukan untuk mentakrikan hubungan yang betul.

 Atribut baru juga boleh dibentuk menerusi pelbagai hubungan matematik antara atribut-atribut dalam set data.

• Antara kaedah Penjelmaan Data Membentuk Atribut Baru:

i) Penjelmaan Linear:

- Teknik ini melibatkan penjelmaan algebra mudah seperti hasil tambah, purata, putaran, dll
- Misalkan $A = A_1, A_2, \ldots, A_n$ ialah set atribut, dan misalkan $B = B_1, B_2, \ldots, B_m$ ialah subset bagi set atribut lengkap A.
- Atribut baru Z boleh dibentuk menerusi penjelmaan linear berikut:

$$Z = r_1 B_1 + r_2 B_2 + \dots + r_M B_M$$



ii) Penjelmaan Data menerusi Pengekodan:

- Teknik ini digunakan untuk menjelmakan data berkategori kepadadata berangka supaya ia boleh digunakan dengan efisyen dalam analisis perlombongan data.
- Sebahagian al-khawarizmi perlombongan data seperti pokok keputusan atau regresi linear memerlukan data dalam bentuk berangka.
- Maka, kaedah pengekodan merupakan pendekatan yang penting apabila berurusan dengan pembolehubah berkakategori (contoh: warna atau label).
- Beberapa kaedah pengekodan:
- i) Pengekodan Satu-Hot;
- ii) Pengekodan Ordinal;
- iii) Pengekodan Target;
- iv) Pengekodan Kekerapan;
- v) Dan banyak lagi.



ii) Penjelmaan Pangkat:

- Penjemaan ini dijalankan bertujuan menggantikan nilai atribut berangka kepada nilai atribut bersifat pangkat.
- Atribut akan berubah menjadi atribut baru yang mengandungi nilai integer (pangkat, r_i) antara l hingga m (tertib meningkat atau menurun).
- Seterusnya, pangkat akan dijelmakan kepada data dalam bentuk skor Normal menerusi persamaan:

$$y_i = \Phi^{-1} \left(\frac{r_i - \frac{3}{8}}{m + \frac{1}{4}} \right)$$



iii) Penjelmaan Box-Cox:

- Penjelmaan Box-Cox bertujuan menjadikan atribut baru data dalam bentuk taburan hampir Normal menerusi persamaan:

$$y = \begin{cases} x^{\lambda - 1} / \lambda, & \lambda \neq 0 \\ \log(x), & \lambda = 0 \end{cases}$$

- Nilai λ perlu dicari secara cuba jaya dengan menguji pelbagai nilai antara -3.0 to 3.0.
- Nilai λ terbaik dipilih jika didapati taburan menghampiri normal.
- Namun, persamaan tersebut terhad kepada data bukan negatif. Data yang mempunyai nilai negatif, sedikit perubahan perlu dibuat terhadap rumus tersebut.

LAIN-LAIN KAEDAH PENJELMAAN

- Terdapat banyak lagi kaedah penjelmaan. Antara yang popular ialah:
- i) Penjelmaan Pelicinan.
- ii) Penjelmaan Penghampiran Polynomial.
- iii) Penjelmaan Penghampiran Bukan Polynomial.
- iv) Penjelmaan Wavelet.
- v) Dan lain-lain.



RUJUKAN:

- Aggarwal, C.C. (2015). *Data Mining. The Textbook*. Springer, New York.
- García, S., Luengo, J., Herrera, F. (2015). Data Preprocessing in Data Mining. Springer, New York.
- Jafari, R. (2022). Hands-On Data Preprocessing in Python: Learn how to effectively prepare data for successful data analytics 1st Edition. Packt Publishing
- Kuhn, M., Johnson, K. (2019). Feature Engineering and Selection: A Practical Approach for Predictive Models. Chapman and Hall.
- Luengo, J., García-Gil, D., Ramírez-Gallego, S., García, S., Herrera, F. (2020). Big Data Preprocessing. Springer, Switzerland.



TOPIK SETERUSNYA:

Penurunan Data

