

## **1. PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Pangan merupakan sumber nutrisi yang dibutuhkan manusia dalam menjalankan aktivitas fisiologis dan mempertahankan keberlangsungan hidupnya. Salah satu nutrisi penting yaitu karbohidrat berperan untuk proses pembentukan energi. Glukosa merupakan senyawa pemanis yang diserap oleh tubuh dan masuk dalam darah kemudian merangsang hormon insulin. Glukosa, fruktosa, dan sukrosa terdapat pada sayur, buah, biji-bijian, dan produk olahan seperti roti, nasi, atau tepung-tepungan dengan komposisi yang berbeda. Menurut Sophi (Damayanti et al., 2012), konsentrasi fruktosa pada beberapa buah seperti jeruk yaitu 0,469%, pada apel 0,714%, pada kiwi dan anggur 1,303%, pada stroberi 1,222%, dan pada jambu 1,431%. Konsentrasi glukosa pada buah jeruk yaitu 0,454%, pada apel 0,468%, kiwi dan anggur 1,233%, stroberi 1,169%, dan pada jambu 1,286%. Konsentrasi sukrosa pada buah jeruk sebesar 1,861%, pada apel 1,389%, kiwi dan anggur 0,889%, stroberi 0,556%, dan jambu 0,544%. Kandungan sukrosa pada gula kelapa bongkahan yaitu sebesar 62,65% dengan gula pereduksi sebesar 8%, sedangkan kandungan sukrosa pada gula aren dari daerah Masarang sebesar 85,35% dengan kandungan gula pereduksi sebesar 2% (Pontoh, 2013). Pada nira lontar (siwalan), kandungan gula pereduksi sebesar 1,49% (Klau et al., 2019).

Penentuan kadar glukosa, fruktosa, dan sukrosa banyak dilakukan dengan berbagai metode seperti metode enzimatik (sukrosa) (Pontoh, 2013), metode Luff Schoorl (sukrosa, gula reduksi) (Klau et al., 2019), Lane-Eynon (gula pereduksi) (Pontoh, 2013), HPLC (fruktosa, sukrosa, glukosa) (Damayanti et al., 2012), Seliwanoff, Nelson Somogyi (Ratnayani et al., 2008), atau dengan standarisasi UV Vis. Penentuan komposisi gula menggunakan metode kimia basa yang memerlukan pelarut biasanya membutuhkan waktu yang lama dan material kimia yang relatif banyak sehingga biaya penentuan komposisi ini menjadi mahal sehingga tidak praktis dilakukan untuk sampel yang jumlahnya banyak. Hal ini akan menjadi persoalan tersendiri ketika komoditas yang diproduksi harus diperiksa secara cepat dan relatif akurat. Maka, proses pemeriksaan cepat dan akurat perlu dikembangkan untuk mempercepat waktu proses dan memaksimalkan jumlah sampel yang dapat diperiksa dalam satuan waktu tertentu.

Spektroskopi inframerah dekat merupakan teknik analisis kualitatif dan kuantitatif karena kemampuannya untuk mendeteksi sampel-sampel dalam bentuk padat maupun cair. Spektroskopi ini dengan kemometri mampu menghasilkan kemampuan prediksi secara cepat, tidak memerlukan analisis kimia basa, dan tidak merusak sampel (Roggo et al., 2007). Spektroskopi inframerah dekat telah digunakan pada penentuan glukosa, fruktosa, dan sukrosa pada jus sorgum manis secara cepat dan dikonfirmasi valid menggunakan HPLC (Simeone et al., 2017) dan penentuan kualitas madu (Agus A Munawar et al., 2017). Selain itu, spektroskopi inframerah dekat juga digunakan untuk menentukan pola peningkatan kekerasan kulit buah manggis selama penyimpanan dingin. (Budiastra et al., 2011).

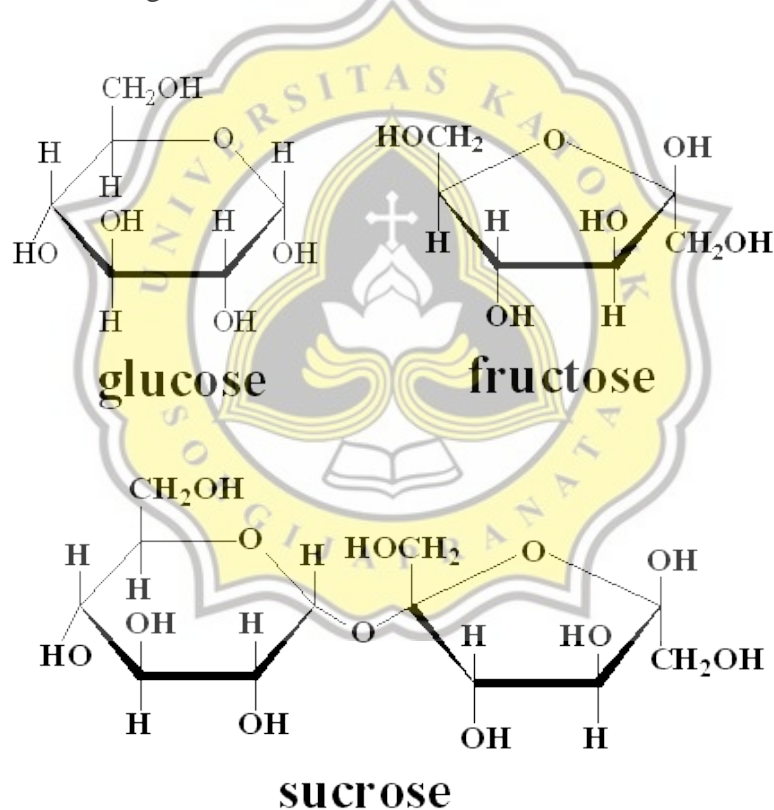
Gula kelapa dan gula lontar merupakan salah satu sumber glukosa terbesar di Indonesia. Pohon lontar (*Borassus flabellifer* L.) banyak tersebar di daerah Nusa Tenggara Timur (NTT), Indonesia. Keberadaan pohon lontar yang serba guna ini menjadi motor perekonomian masyarakat NTT, salah satunya pada nira lontar yang dijadikan gula lontar (Klau et al., 2019). Pohon kelapa juga pohon yang serba guna karena dapat dimanfaatkan sebagian besar tumbuhannya oleh masyarakat. Pohon kelapa memiliki nira sehingga dapat dijadikan gula kelapa. Keberadaan pohon kelapa tersebar luas di Indonesia (Pratiwi & Sutara, 2013). Penentuan kadar gula kelapa dan gula lontar ini jarang dilakukan karena biaya pengukuran yang mahal dan memerlukan waktu lama.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui karakteristik fisik seperti warna dan tekstur pada gula kelapa dan gula lontar juga menentukan kadar glukosa, sukrosa, dan fruktosa pada gula kelapa dan gula lontar menggunakan metode lain yaitu dengan spektroskopi inframerah dekat secara cepat tanpa merusak sampel juga tanpa menggunakan larutan kimia. Dengan mampu mendeteksi kandungan yang terdapat pada suatu sampel menggunakan spektroskopi inframerah dekat, maka hal ini dapat digunakan untuk mengelompokkan jenis gula untuk memberikan label pada gula yang dijual, sehingga konsumen dapat memilih gula dengan kandungan glukosa, sukrosa, dan fruktosa dengan kadar tertentu. Hal ini penting untuk keperluan mengeksport gula, bahwa dapat mendeteksi kadar gula dengan jumlah sampel yang banyak secara cepat.

## 1.2. Tinjauan Pustaka

### 1.2.1. Gula Pereduksi

Pangan yang mengandung karbohidrat akan dipecah oleh tubuh menjadi bentuk yang lebih sederhana yang disebut dengan monosakarida. Monosakarida yang dapat diserap oleh tubuh dan masuk dalam aliran darah yaitu glukosa. Sebagian dari karbohidrat bersifat gula pereduksi. Senyawa organik yang terkandung dalam gula pereduksi yaitu unsur karbon, hidrogen, dan oksigen dengan perbandingan 1 atom C, 2 atom H, dan 1 atom O. Ujung dari suatu gula pereduksi adalah ujung yang mengandung gugus aldehida atau keton bebas (Afriza & Ismanilda., 2019). Glukosa memiliki rumus molekul  $C_6H_{12}O_6$ , fruktosa memiliki rumus molekul  $C_6H_{12}O_6$ , dan sukrosa merupakan gabungan dari glukosa dan fruktosa dengan rumus molekul  $C_{12}H_{22}O_{11}$ .



Gambar 1. Struktur kimia glukosa, fruktosa, dan sukrosa

Gula pereduksi menjadi salah satu parameter kualitas gula. Kadar gula pereduksi mempengaruhi warna pada gula. Semakin rendah kadar gula pereduksi, maka semakin terang warna gula, sebaliknya jika kadar gula pereduksi tinggi, maka semakin gelap warna gula (Kalengkongan et al., 2013).

### 1.2.2. Gula Kelapa dan Gula Lontar

Kelapa (*Cocos nucifera* L.) merupakan tanaman yang dapat dimanfaatkan seluruh bagiannya. Kelapa juga dapat diambil niraunya dan diolah menjadi gula kelapa. Nira kelapa memiliki rasa yang manis karena memiliki kandungan gula yang tinggi. Dalam perdagangannya, gula kelapa biasa dikenal sebagai gula jawa. Pembuatan gula kelapa terbagi menjadi 2 tahap yaitu tahap penguapan air dan tahap pengkristalan gula. (Pratiwi & Sutara, 2013).

Tabel 1. SNI Gula Palma 01-3743-1995

No.	Kriteria Uji	Satuan	Persyaratan	
			Cetak	Butiran/granula
1.	Keadaan			
1.1.	Bentuk		Normal	Normal
1.2.	Rasa dan Aroma		Normal, Khas	Normal, Khas
1.3.	Warna		Kuning kecoklatan sampai coklat	Kuning kecoklatan sampai coklat
2.	Bagian yang tak larut dalam air	% b/b	Maks. 1,0	Maks. 0,2
3.	Air	% b/b	Maks. 10,0	Maks. 3,0
4.	Abu	% b/b	Maks. 2,0	Maks. 2,0
5.	Gula pereduksi	% b/b	Maks. 10,0	Min. 6,0
6.	Jumlah gula sebagai sakarosa	% b/b	Maks. 77	Min. 90,0
7.	Cemaran logam			
7.1.	Seng (Zn)	mg/kg	Maks. 40,0	Maks. 40,0
7.2.	Timbal (Pb)	mg/kg	Maks. 2,0	Maks. 2,0
7.3.	Tembaga	mg/kg	Maks. 10,0	Maks. 10,0
7.4.	Raksa	mg/kg	Maks. 0,03	Maks. 0,03
7.5.	Timah	mg/kg	Maks. 40,0	Maks. 40,0
8.	Arsen	mg/kg	Maks. 1,0	Maks. 1,0

Lontar (*Borassus flabellifer*) merupakan tanaman yang memiliki penyebaran luas di Indonesia khususnya di daerah tropis seperti Kupang, Nusa Tenggara Timur. Hampir seluruh bagian tumbuhan lontar dapat digunakan untuk memenuhi kebutuhan hidup manusia dan sudah dilakukan oleh masyarakat secara turun temurun. Produk utama dari tumbuhan lontar yang dihasilkan oleh petani yaitu nira. Masyarakat mengolah nira dengan proses pemanasan untuk dapat menghasilkan cairan gula. (Tambunan, 2010).

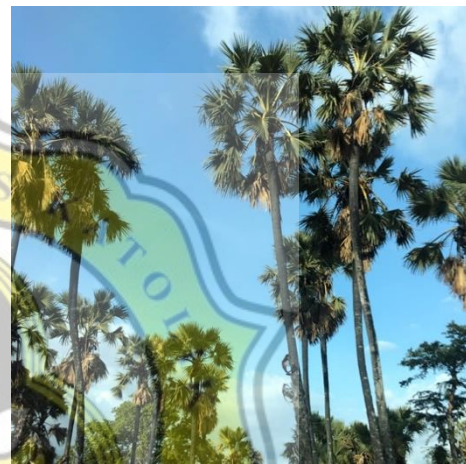


Tabel 2. Klasifikasi tumbuhan kelapa, dan lontar

	<b>KELAPA</b>	<b>LONTAR</b>
<b>KINGDOM</b>	Plantae	Plantae
<b>DIVISI</b>	Tracheophyta	Angiospermae
<b>KELAS</b>	Monocots	Monocotyledoneae
<b>ORDO</b>	Arecales	Arecales
<b>FAMILI</b>	Arecaceae	Arecaceae
<b>GENUS</b>	Cocos	Borassus
<b>SPESES</b>	<i>Cocos nucifera</i>	<i>Borassus flabellifer L.</i>



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Gambar 2. Kelapa dan Lontar (a) Pohon Kelapa, (b) Pohon Lontar, (c) Buah Kelapa. (d) Buah Lontar, (e) Gula Kelapa, dan (f) Gula Lontar.

Proses pembuatan gula kelapa dan gula lontar dimulai dengan pengambilan nira pada dahan tumbuhan. Pengambilan nira dilakukan dari sore hari hingga pagi hari. Pada pagi hari, nira yang sudah diambil langsung dimasak selama kurang lebih 3-5 jam hingga gula mengental dan berwarna kecoklatan dan timbul aroma gula yang khas. Ketika kadar air sudah banyak berkurang karena proses pemasakan, gula kemudian dimasukkan ke dalam cetakan lalu didiamkan hingga dingin dan sudah mengeras. Terdapat perbedaan pada gula kelapa dan gula lontar pada saat setelah pemanasan. Gula lontar akan ditumbuk dahulu hingga agak keras kemudian dimasukkan ke dalam cetakan.

### 1.2.3. Spektroskopi Inframerah Dekat (NIRS)

Spektroskopi merupakan ilmu yang mempelajari suatu interaksi antar materi dan gelombang elektromagnetik dimana respons dari interaksi itu merupakan fungsi dari panjang gelombang atau frekuensi. Interaksi ini dapat terjadi pada material padat, cair, ataupun gas dengan teknik interaksi yang berbeda. Spektrum NIR berada pada bentangan panjang gelombang 700 – 2500 nm. Artinya, inframerah dekat memiliki panjang gelombang yang lebih panjang daripada cahaya tampak (400 – 700 nm). Jika kecepatan cahaya ( $c$ ) adalah  $3 \times 10^8$  dan  $\lambda$  menyatakan panjang gelombang sedangkan  $\nu$  menyatakan frekuensi maka hubungan antara  $c$ ,  $\lambda$ , dan  $\nu$  itu dapat dituliskan sebagai berikut:

$$c = \lambda \nu \quad (1)$$

Dengan demikian bentangan NIR 700 – 2500 nm itu dapat dinyatakan dalam frekuensi menurut persamaan di atas ( $\nu=c/\lambda$ ) yaitu  $4,2857 \times 10^{14}$  -  $1,2 \times 10^{14}$  Hz. Energi kuantum ( $E$ ) dari gelombang elektromagnetik dinyatakan dengan perkalian antara konstanta *Planck* ( $h = 6,62 \times 10^{-34}$  Joule/Hz) dan frekuensi sebagai berikut:

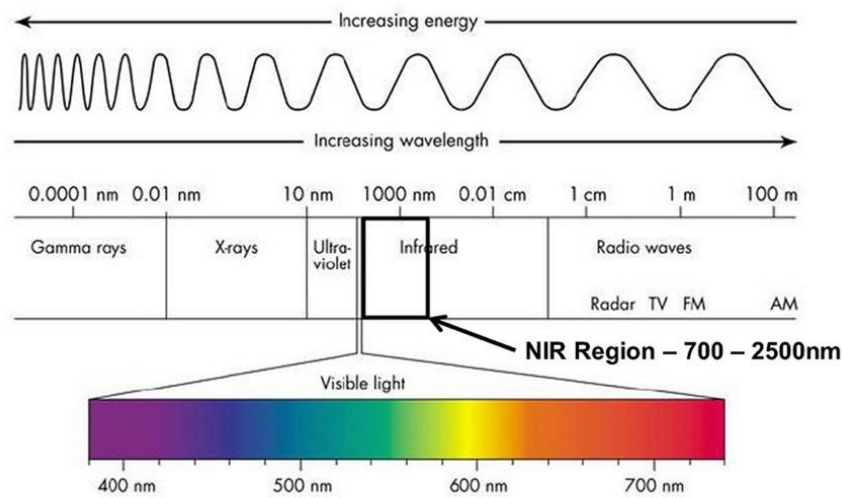
$$E = h \cdot \nu$$

$$E = h \cdot c / \lambda$$

$$E = h \cdot c \cdot (1/\lambda) \quad (2)$$

Bentangan NIR 700 – 2500 nm dapat dinyatakan dalam bentangan energi setara dengan  $2,837 \times 10^{-19}$  -  $0,7944 \times 10^{-19}$  Joule. Pada spektroskopi, energi ini umumnya dinyatakan dalam satuan lain selain Joule yang disebut 'bilang gelombang', yaitu kuantitas  $1/\lambda$ . Karena  $h$  dan  $c$  adalah konstanta, maka kuantitas  $h \cdot c = 1,986 \times 10^{-25}$  J.m =  $1,986 \times 10^{-23}$  J.cm didefinisikan sebagai 1 satuan "energi kuantum-cm". Jika  $\lambda$  dinyatakan dalam cm maka 700 nm (=  $700 \times 10^{-7}$  cm), dan 2500 nm (=  $2500 \times 10^{-7}$  cm). Kuantitas  $1/\lambda$  disebut 'bilangan gelombang' dimana untuk panjang gelombang 700 nm dan 2500 nm berturut-turut adalah  $1/(700 \times 10^{-7}) = 14.286 \text{ cm}^{-1}$  dan  $1/(2500 \times 10^{-7}) = 4000 \text{ cm}^{-1}$ . Pada penelitian ini bentangan spektrum NIR yang akan digunakan adalah 1000 – 2500 nm atau bersesuaian dengan bentangan bilangan gelombang 10.000 – 4000  $\text{cm}^{-1}$ . Bentangan bilangan gelombang ini berada dalam daerah serapan molekul yang memiliki ikatan C-H, C-O, C-S. (*Buku "Near-Infrared Spectroscopy in Food Science and Technology"*).





Gambar 3. Panjang Gelombang Elektromagnetik

#### 1.2.4. Singular Value Decomposition (SVD) dan Principal Component Analysis (PCA)

SVD berkaitan dengan teknik analisis data matriks dalam ukuran besar dengan banyak variabel yang kemudian dapat reduksi menjadi matriks dengan ukuran kecil (ekonomi) dan variabel yang lebih sedikit yang cukup mumpuni untuk mewakili matriks asli yang lebih besar tersebut. Secara prinsip SVD mengurai (*decompose*) matriks menjadi tiga matriks utama. Andaikan  $X$  adalah (secara umum tidak perlu matriks bujur sangkar) berukuran  $m \times n$  maka matriks ini dapat diurai sehingga (Aryani et al., 2012):

$$X_{m,n} = S_{m,n} V_{n,n} D_{n,n}^T \quad (3)$$

Dengan  $V_{n,n}$  adalah matrix diagonal dimana elemen diagonal ini terurut dari nilai terbesar sampai nilai terkecil.  $S_{m,n}$  dan  $D_{n,n}$  masing-masing adalah matriks yang berisi kumpulan vektor yang saling orthogonal satu dengan lainnya.

Secara piktoral rumusan ini dapat dinyatakan dalam bentuk diagram sebagai berikut:

The diagram shows the decomposition of matrix  $X$  into three matrices:  $S$ ,  $V$ , and  $D^T$ . Matrix  $X$  is represented by an orange square with dimensions  $m \times n$ . Matrix  $S$  is represented by a purple square with dimensions  $m \times n$ . Matrix  $V$  is represented by a yellow square with dimensions  $n \times n$ . Matrix  $D^T$  is represented by a green square with dimensions  $n \times n$ . The equation is shown as  $X = S V D^T$ .



Matriks  $X_{m,n}$  ini dapat didekati dengan mengambil beberapa komponen pertama dari matriks  $S$ ,  $V$  dan  $D$  karena sebagian besar informasi untuk merekonstruksi matriks  $X$  tersimpan pada komponen-komponen pertama tersebut. Secara pikorial dapat ditunjukkan sebagai berikut:

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{|c|} \hline \tilde{X} \\ \hline \end{array} \\
 m \times n
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 \begin{array}{|c|} \hline S \\ \hline \end{array} \\
 m \times p
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \begin{array}{|c|} \hline V \\ \hline \end{array} \\
 p \times p
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \begin{array}{|c|} \hline D^T \\ \hline \end{array} \\
 p \times n
 \end{array}
 \quad (5)$$

Jadi  $X = \tilde{X} + \text{error}$ , biasanya eror disini adalah sisa  $X$  yang tidak memiliki relasi yang jelas dengan matriks  $X$  atau secara sederhana menjadi  $X \propto \tilde{X}$ . Proses reduksi matriks  $X$  menjadi matriks  $\tilde{X}$  yang lebih ekonomis tentu akan sedikit mengorbankan akurasi namun lebih mudah dianalisis dan dieksplorasi. Selain itu akan lebih mudah diterapkan dalam algoritma *machine learning* dimana sejumlah kecil pengukuran dapat sudah dapat untuk melakukan prediksi data lainnya yang tidak mungkin diperoleh melalui pengukuran langsung (misalnya karena biaya pengukuran yang mahal, butuh waktu lama ataupun sampel terbatas).

PCA merupakan metode reduksi dimensional yang didasarkan pada SVD. Meskipun dasar perhitungan PCA sama dengan SVD namun ada langkah yang perlu dipersiapkan terlebih dahulu sebelum melakukan perhitungan PCA yaitu bahwa pada data set besar ( $X$ ) perlu dilakukan standarisasi bentangan variabel (yaitu setiap vektor pada matriks  $X$  yang biasa di simbolkan dengan  $x_i$ ) supaya setiap variabel dapat berkontribusi sama dalam proses penghitungan. Hal ini dapat dilakukan dengan cara mengurangi setiap nilai ( $z$ ) pada setiap vektor yang dimaksud dengan nilai rata-rata ( $\bar{z}$ ) lalu hasil tersebut dibagi dengan standar deviasi ( $\delta$ ). Langkah ini dikenal dengan istilah *mean-centering*. Secara matematis dapat dituliskan sebagai:

$$x_i = \frac{z - \bar{z}}{\delta} \quad (6)$$

Setelah langkah ini maka perhitungan PCA dapat dilakukan pada matriks  $X$  yang sudah terstandarisasi dengan cara yang sama dengan perhitungan SVD. Dalam konteks SVD, Principal Component (PC) tidak lain adalah matriks  $VD$  (yang juga disebut matriks *score*) sehingga dapat dinyatakan dengan  $PC=VD$ . Kolom pertama dari matriks PC disebut PC1, kolom kedua dari matriks PC disebut PC2 dan seterusnya.

### 1.2.5. Partial Least Squares Regression (PLSR)

Analisis regresi adalah suatu teknik statistik yang digunakan untuk menyelidiki dan membangun suatu model yang menghubungkan antara banyak variabel prediktor ke dalam kuantitas respons. PLS digunakan untuk mendapatkan nilai variabel laten yang berguna dalam memprediksi variabel respons. Di dalam penentuan estimasi dengan PLS terdapat tiga aspek kunci. Aspek pertama yaitu estimasi bobot yang digunakan untuk menciptakan skor variabel laten. Aspek kedua yaitu estimasi yang menghubungkan antarvariabel laten dan kelompok indikatornya. Aspek ketiga yaitu lokasi parameter (nilai konstanta regresi) untuk indikator dan variabel laten. Untuk memperoleh ketiga aspek ini, PLS menggunakan proses pengulangan tiga tahap dan setiap pengulangan menghasilkan estimasi. PLSR merupakan teknik yang efisien untuk jumlah variabel yang banyak dan memiliki multikolinearitas yang tinggi. (Ikadianti et al., 2015).

Secara prinsip PLS dapat dijelaskan melalui contoh sebagai berikut berikut ini. Andaikan dalam pengukuran terhadap sejumlah  $m$  sampel dengan berbagai kombinasi kandungan glukosa, sukrosa, dan fruktosa diukur dengan NIRS dan menghasilkan kuantitas serap yang diukur pada sejumlah  $n$  bilangan gelombang. Artinya pengukuran ini menghasilkan  $m$  spektrum dimana setiap spektrum memiliki  $n$  titik data. Sebagai contoh jika spektrum pengukuran antara  $4000 - 10000 \text{ cm}^{-1}$  dengan interval  $4 \text{ cm}^{-1}$  maka setiap spektrum akan memiliki 1500 titik data (jadi disini  $n = 1500$ ). Selanjutnya setiap ini memiliki  $p$  (dalam hal ini  $p = 3$ ) konsituen. Secara matriks, spektrum maupun konsentrasi glukosa, sukrosa dan fruktosa tersimpan berturut-turut dalam matriks  $X$  dan  $Y$  sebagai berikut:

$$X_{m \times n} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & \cdots & x_{m,n} \end{pmatrix} \quad (7)$$

atau disebut matriks spektrum untuk tiap sampel dan

$$Y_{m \times p} = \begin{pmatrix} y_{1,1} & \cdots & y_{1,p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m,1} & \cdots & y_{m,p} \end{pmatrix} \quad (8)$$

atau matriks konsentrasi untuk tiap sampel.  $X$  merupakan matriks prediktor sedangkan  $Y$  merupakan matriks respons. PLSR bertujuan untuk membuat suatu model  $B$  sedemikian sehingga:

$$Y = XB_{PLS} + E \quad (9)$$

Disini  $E$  adalah matriks sisa dimana matriks ini tidak lagi memiliki hubungan dengan  $Y$  atau keterkaitannya dengan  $Y$  tidak bisa dijelaskan. Model untuk menentukan  $B$  didapati dengan mengawali analisis faktor untuk mengurangi ukuran atau dimensi matriks. Untuk melakukannya maka baik  $X$  dan  $Y$  di dekomposisi secara simultan sedemikian sehingga:

$$X = TP^T \quad \text{dan} \quad Y = TBC^T \quad (10)$$

Ketika langkah ini dilakukan maka akan ditemukan bahwa tidak semua vektor laten  $T$  dan  $C$  serta elemen diagonal  $B$  diperlukan untuk menentukan  $Y$  namun hanya beberapa vektor pertama. Jumlah vektor laten yang memiliki hubungan dengan  $Y$  disebut jumlah variabel laten  $N$ . Ketika  $N$  ditemukan, yaitu pada  $E$  terkecil maka  $Y$  dapat diprediksi dengan:

$$\hat{Y} = TBC^T = XB_{PLS} \quad (11)$$

Dimana

$$B_{PLS} = P^{T+}BC^T \quad (12)$$

Disini supersrip  $T$  menunjukkan transpos (penukaran baris dan kolom pada matriks) sedangkan  $T$  menyatakan matriks variabel laten yang memodelkan  $X$  dan secara serentak

memprediksi  $Y$ .  $P$  dan  $C$  menyatakan matriks bobot (*loading*) dan  $B$  adalah matriks diagonal. Disini  $P^{T+}$  adalah *Moore-Penrose pseudo-inverse of  $P^T$*  (Abdi and Williams, 2010) Kolom dari matriks  $T$  diurutkan dari kiri ke kanan mulai dari varian  $\hat{Y}$  terbesar yang dapat dijelaskan. Komputasi iteratif variabel laten untuk persamaan dibahas secara detail oleh Krishnan dkk (Krishnan et al., 2011).





### 1.3. Identifikasi Masalah

Berdasarkan dari latar belakang serta berbagai pustaka yang telah dibaca, maka dirumuskanlah masalah yang akan pecahkan yaitu:

- 1.3.1. Bagaimana membedakan gula kelapa dan gula lontar berdasarkan spektrum inframerah dekat?
- 1.3.2. Bagaimana membangun model kalibrasi penentuan kadar glukosa, sukrosa, dan fruktosa?
- 1.3.3. Bagaimana menentukan kadar glukosa, sukrosa, dan fruktosa secara cepat menggunakan spektroskopi inframerah dekat dan kemometri tanpa menggunakan metode analisis kimia basa?

### 1.4. Tujuan

Berdasarkan rumusaan masalah di atas maka ditentukanlah tujuan dari penelitian ini yaitu:

- 1.4.1. Membedakan gula kelapa dan gula lontar menggunakan spektrum NIR yang diukur dari laurtan akuades gula kelapa dan gula lontar dari minimal 2 sumber berbeda.
- 1.4.2. Menentukan paramater penduga glukosa, sukrosa, dan fruktosa berdasarkan model yang di bangun menggunakan larutan standar terkonfirmasi.
- 1.4.3. Mengukur kadar glukosa, sukrosa, dan fruktosa secara serentak pada berbagai sampel gula kelapa dan gula lontar dengan ketelitian kurang dari 5% secara cepat berdasarkan hasil ukur spektrum NIR setiap sampel ukur.