



**APLIKASI FUNGSI DENSITAS KERNEL COSINUS DAN *RESAMPLING*
BOOTSTRAP UNTUK PEMILIHAN FUNGISIDA NABATI TERBAIK**

SKRIPSI

Oleh:

**Erna Yulianti
NIM 0818101015**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2014**



**APLIKASI FUNGSI DENSITAS KERNEL COSINUS DAN *RESAMPLING*
BOOTSTRAP UNTUK PEMILIHAN FUNGISIDA NABATI TERBAIK**

SKRIPSI

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat
untuk menyelesaikan Program Studi Matematika (S1)
dan mencapai gelar Sarjana Sains

Oleh:

Erna Yulianti
NIM 081810101015

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2014

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Ibunda Agustin, Ayahanda Marzuki, nenekku Kusnia serta Adikku Okik Fran Adinata yang memberikan kasih sayang, doa dan restu dalam perjalanan hidupku;
2. Suamiku Afdholul Laily serta calon buah hatiku kalian adalah sumber semangatku dan yang selalu memberikan motivasi tanpa henti;
3. guru-guru sejak taman kanak-kanak sampai dengan perguruan tinggi yang telah memberikan ilmu dan membimbing dengan penuh kesabaran;
4. Almamater Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

MOTTO

Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan. Maka apabila kamu telah selesai (dari sesuatu urusan), kerjakanlah dengan sungguh-sungguh (urusan yang lain) dan hanya kepada Tuhanmulah hendaknya kamu berharap.
(terjemahan Surat *Al-Insyirah* ayat 6-8)^{*})



* Departemen Agama Republik Indonesia. 1993. *Al Qur'an dan Terjemahannya*. Semarang. CV Alwaah.

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Erna Yulianti

NIM : 081810101015

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul “Aplikasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus Dan *Resampling Bootstrap* Untuk Pemilihan Fungsida Nabati Terbaik” adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan pada institusi manapun, dan bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Desember 2014

Yang menyatakan,

Erna Yulianti
NIM. 081810101015

SKRIPSI

**APLIKASI FUNGSI DENSITAS KERNEL COSINUS DAN *RESAMPLING*
BOOTSTRAP UNTUK PEMILIHAN FUNGISIDA NABATI TERBAIK**

Oleh

Erna Yulianti
NIM 081810101015

Pembimbing

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D

Dosen Pembimbing Anggota : Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si.

PENGESAHAN

Skripsi berjudul “Aplikasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus dan *Resampling Bootstrap* untuk Pemilihan Fungisida Nabati Terbaik” telah diuji dan disahkan pada:

hari, tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas
Jember.

Ketua, Tim Penguji
Sekretaris,

Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D
NIP. 195912201985031002

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si
NIP. 197407192000121001

Anggota I,

Anggota II,

Dian Anggraeni, S.Si., M.Si
NIP. 198202162006042002

M. Ziaul Arif, S.Si, M.Sc
NIP. 198501112008121002

Mengesahkan
Dekan,

Prof. Drs. Kusno, DEA., Ph.D
NIP.196101081986021001

RINGKASAN

Aplikasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus Dan *Resampling Bootstrap* Untuk Pemilihan Fungsida Nabati Terbaik; Erna Yulianti; 081810101015; 2014; 34 halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Fungsi densitas mempunyai sifat dasar untuk memberikan gambaran perilaku variabel random X , oleh karena itu sangat penting untuk mengestimasi fungsi densitas. Tujuan dari estimasi fungsi densitas adalah mengestimasi fungsi $f(x)$ dari data observasi x_1, x_2, \dots, x_n . Ada dua pendekatan yang dapat dilakukan dalam mengestimasi fungsi densitas yaitu pendekatan parametrik dan pendekatan nonparametrik. Jika pada pendekatan parametrik diasumsikan data mempunyai distribusi tertentu, maka pada pendekatan nonparametrik tidak diasumsikan data mempunyai distribusi tertentu. Pada pendekatan nonparametrik biasanya estimasi dilakukan dengan menggunakan histogram dan fungsi kernel. Pendekatan nonparametrik merupakan salah satu pendekatan estimasi densitas, dan fungsi densitas kernel merupakan salah satu penduga densitas nonparametrik. Terdapat beberapa teknik *smoothing* dalam model regresi nonparametrik antara lain histogram, estimator kernel, deret orthogonal, estimator spline, k-NN, deret fourier, dan wavelet, salah satunya dengan menggunakan fungsi densitas kernel.

Pada tahun 1979 Efron memperkenalkan suatu metode yaitu metode *Bootstrap*. Metode ini biasanya digunakan untuk keperluan inferensi statistik misalnya menentukan daerah kepercayaan dan fungsi densitas non parametrik. *Resampling* pada *bootstrap* dilakukan dengan cara pengembalian agar ukuran sampel menjadi semakin besar. Jumlah ulangan pada *resampling bootstrap* berkisar dari 25-200.

Sebagai komoditas yang memiliki nilai ekonomi yang tinggi cabai rentan terhadap serangan penyakit. Salah satu penyakit pada cabai rawit yang serangannya cukup berat adalah penyakit busuk pangkal batang (BPB) yang disebabkan oleh jamur pathogen *Phytophthora capsici*. Biasanya, petani masih mengandalkan penggunaan fungisida kimiawi karena hasilnya yang memuaskan namun memberikan efek negatif terhadap lingkungan. Belakangan mulai banyak digunakan fungisida nabati yang memberikan hasil yang sama namun tidak meninggalkan residu pada lingkungan. Terdapat beberapa macam fungisida nabati yang dapat digunakan dalam mengatasi penyakit busuk pangkal tersebut, sehingga diperlukan cara yang tepat untuk memilih fungisida nabati yang terbaik

Penelitian dilakukan dalam beberapa tahap, tahap pertama melakukan *resampling bootstrap* untuk semua fungisida sehingga diperoleh nilai rata-rata sampel *bootstrapnya* dan variansinya. Tahap berikutnya adalah mengestimasi fungisida yang telah di *resampling* dengan menggunakan estimasi densitas kernel cosinus. Sehingga didapat fungisida nabati terbaik hasil perbandingan antara fungisida nabati terbaik dengan fungisida kimiawi.

Berdasarkan hasil penelitian diperoleh bahwa fungisida nabati terbaik adalah fungisida Me-OH 100% berdasarkan hasil plot kurva estimasi densitas kernel cosinus serta hasil rata-rata resampel *bootstrap* yaitu sebesar 0,4925. Hasil perbandingan antara fungisida nabati terbaik (Me-OH 100%) dengan fungisida kimiawi menunjukkan bahwa fungisida nabati terbaik jauh lebih efektif menghambat penyakit pada cabai rawit berdasarkan hasil plot estimasi densitas kernel cosinus dan rata-rata resampel *bootstrap*. Pada fungisida nabati terbaik puncak kurva berada antara angka 0 dan 1 ini sesuai dengan rata-rata resampel *bootstrapnya* yaitu sebesar 0,4925 sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan fungisida nabati terbaik (Me-OH 100%) sebagian besar tanaman cabai tidak mengalami gejala penyakit atau tanaman cabai dikategorikan tanaman sehat. Sedangkan pada fungisida kimiawi puncak kurva berada pada angka 1 ini sesuai dengan dengan rata-rata resampel *bootstrapnya* yaitu sebesar 1,0745 sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan

menggunakan fungisida kimiawi sebagian besar tanaman cabai mengalami bercak pada permukaan daun atau mengalami bercak berwarna kecoklatan yang mulai tampak pada batang.



PRAKATA

Alhamdulillah, segala puji hanya bagi Allah atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga dapat terselesaikannya skripsi dengan judul “Aplikasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus dan *Resampling Bootstrap* untuk Pemilihan Fungsida Nabati Terbaik”. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

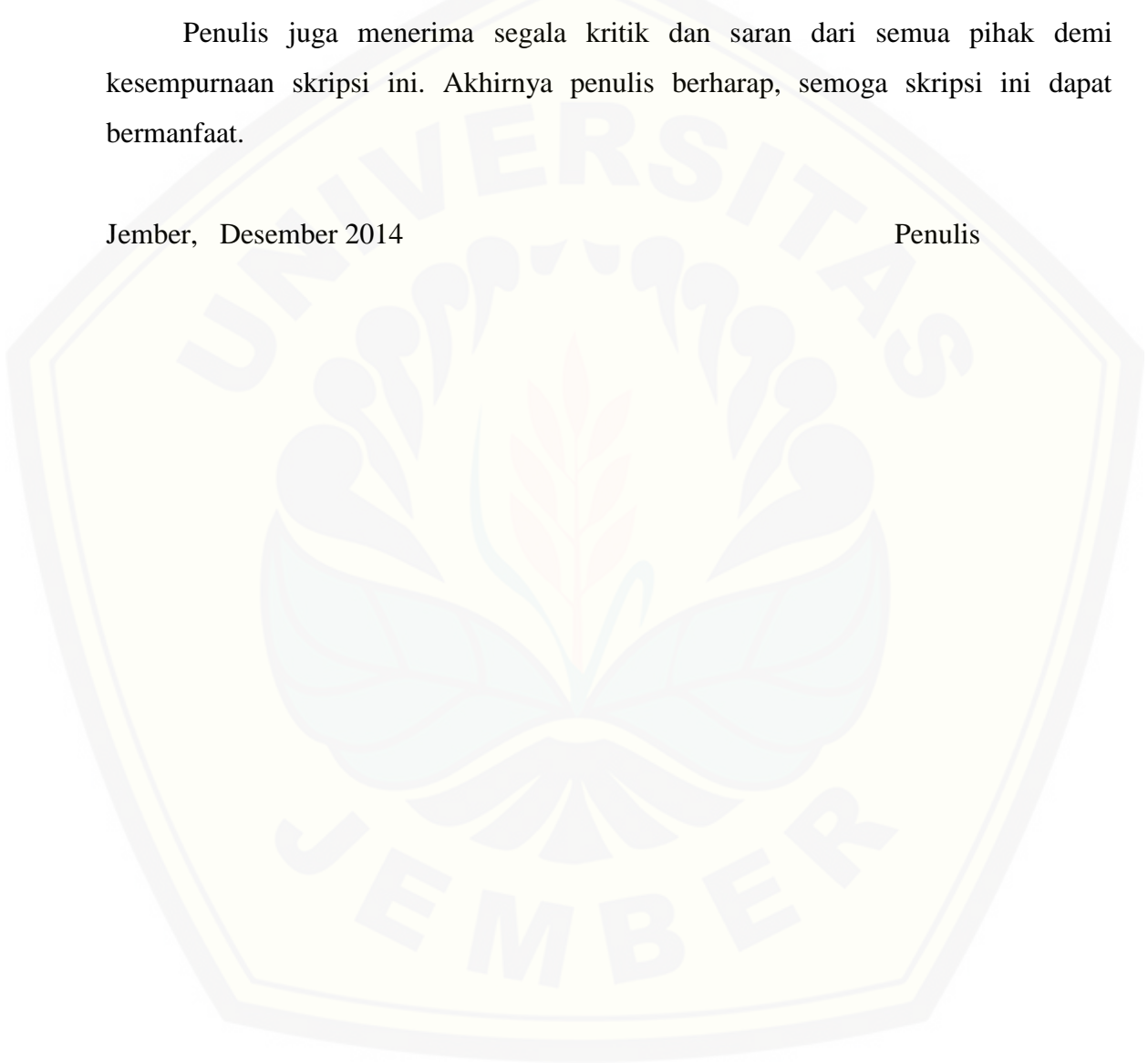
1. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D selaku Dosen Pembimbing Utama, Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu, pikiran, dan perhatian dalam penulisan skripsi ini.
2. Dian Anggraeni, S.Si., M.Si selaku Dosen Penguji I dan M. Ziaul Arif, S.Si, M.Sc selaku Dosen Penguji II yang telah banyak memberikan kritik dan saran dalam penulisan skripsi ini.
3. seluruh staf pengajar Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember yang telah memberikan ilmu serta bimbingannya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Ibunda Agustin, Ayahanda Marzuki, nenekku Kusnia dan adikku Okik Fran Adinata yang telah memberikan segala dukungan, motivasi, dan doa yang tiada henti.
5. Suamiku Afdholul Laily tercinta beserta keluarga yang tiada hentinya memberikan semangat dan dukungannya.
6. Lek Sunarsih, Lek Endang dan Lek Imam yang telah memberikan doa dan dukungannya.

7. teman-teman angkatan 2008 Jurusan Matematika yang tidak bisa disebutkan satu persatu terima kasih atas kebersamaan dan motivasinya.
8. teman-teman kos Jawa VII no.35A/55 serta kosan CANTIQUE (Mona, Rista, Unyit, Pipi, Mia dan Mbak ike') yang memberikan dukungan dan motivasi.

Penulis juga menerima segala kritik dan saran dari semua pihak demi kesempurnaan skripsi ini. Akhirnya penulis berharap, semoga skripsi ini dapat bermanfaat.

Jember, Desember 2014

Penulis



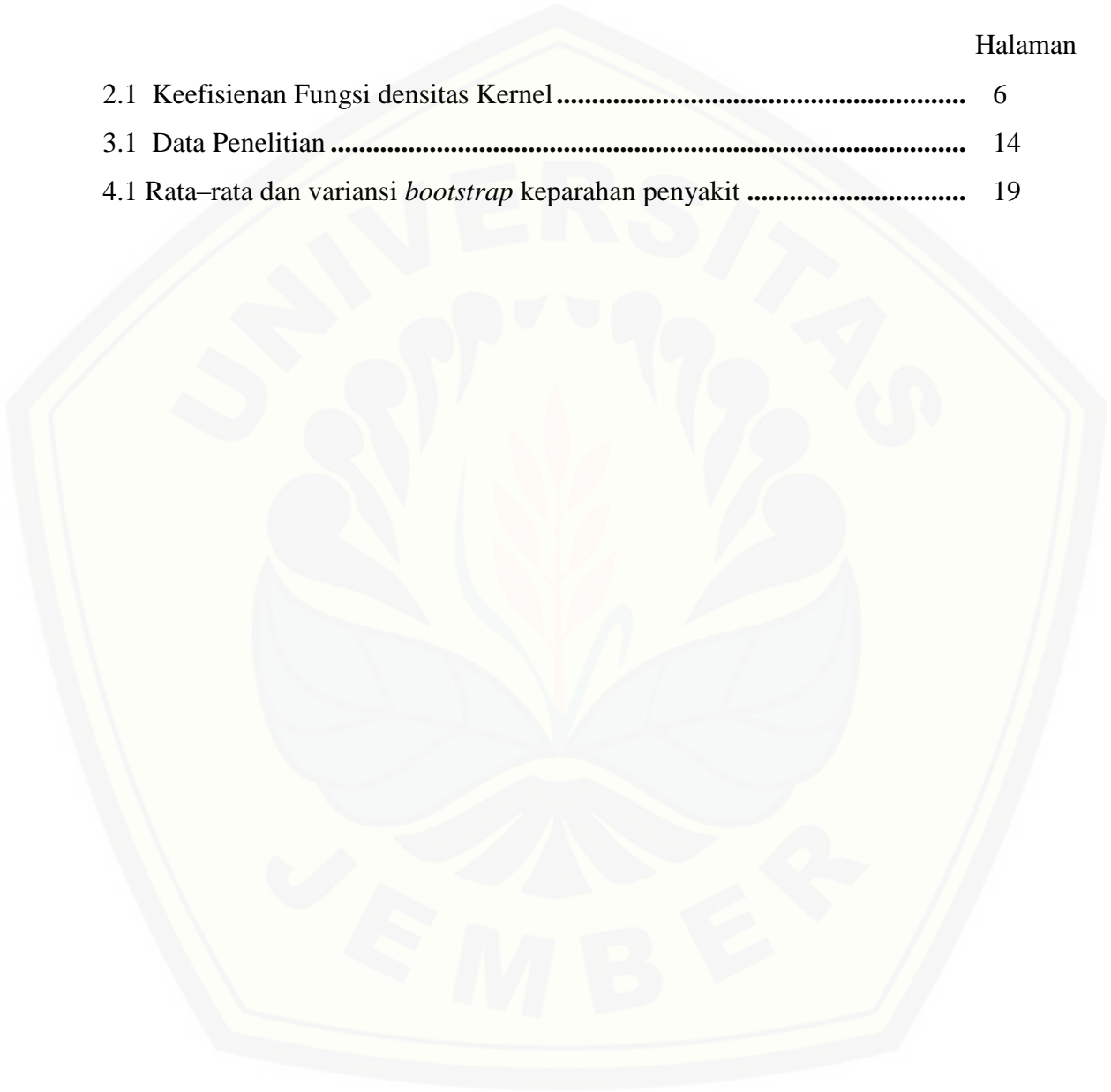
DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSEMBAHAN	ii
HALAMAN MOTTO	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
HALAMAN PEMBIMBINGAN.....	v
HALAMAN PENGESAHAN.....	vi
RINGKASAN	vii
PRAKATA.....	x
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat	3
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1 Regresi Non Parametrik.....	4
2.2 Estimasi Fungsi Densitas	4
2.3 Metode <i>Bootstrap</i>	10
2.4 Tanaman Cabai Rawit (<i>Capsicum frutescens Longa</i>)	12
2.5 Penyakit Busuk Phytophthora pada Tanaman Cabai Rawit.....	13
BAB 3. METODE PENELITIAN.....	14

3.1 Data Penelitian.....	14
3.2 Langkah - langkah Penelitian	15
3.3 Struktur Fungsi pada Program R.....	17
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	19
4.1 <i>Resampling Bootstrap</i>	19
4.2 Estimasi Fungsi Densitas Kernel	21
4.2.1 Pemilihan <i>Bandwidth</i> Optimal	21
4.2.2 Estimasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus.....	22
4.2.3 Plot Estimasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus	23
4.3 Perbandingan Antara Fungsida Nabati Terbaik Dengan Fungsida Kimiawi	24
BAB 5. KESIMPULAN	27
5.1 Kesimpulan	27
5.2 Saran.....	27
DAFTAR PUSTAKA	28
LAMPIRAN.....	29

DAFTAR TABEL

	Halaman
2.1 Keefisienan Fungsi densitas Kernel	6
3.1 Data Penelitian	14
4.1 Rata-rata dan variansi <i>bootstrap</i> keparahan penyakit	19



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
2.1 Pemilihan Beberapa <i>Bandwidth</i>	9
2.2 Plot Semua Fungsi Densitas Kernel	10
3.1 Skema Penelitian	15
4.1 Plot data asli hasil resampling bootstrap untuk masing-masing fungisida	20
4.2 Plot ketiga h dan data asli (histogram) untuk fungisida Me-OH 100%	22
4.3 Plot nilai h yang berbeda (kiri) dan fungsi kernel yang berbeda (kanan)	23
4.4 plot estimasi fungsi densitas kernel cosinus untuk fungisida nabati	24
4.5 Plot estimasi fungsi densitas kernel cosinus untuk fungisida kimiawi	25
4.6 Plot kurva perbandingan antara fungisida nabati terbaik dengan fungisida kimiawi	26

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
A. Skrip dan Output Program R untuk Metode <i>Resampling Bootstrap</i> dan hasil <i>Resampling Bootstrap</i>	29
B. Skrip dan Output Program R untuk Pemilihan <i>bandwidth</i> (h)	31
C. Skrip dan Output Program R untuk Estimasi Densitas Kernel Cosinus.....	34

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Fungsi densitas merupakan karakteristik dasar yang menggambarkan perilaku variabel random X . Atas dasar itu estimasi fungsi densitas menjadi sangat penting. Salah satu pendekatan estimasi densitas adalah pendekatan nonparametrik. Salah satu penduga densitas nonparametrik adalah fungsi densitas kernel K . Estimasi fungsi regresi nonparametrik dilakukan berdasarkan data pengamatan dengan menggunakan teknik *smoothing*. Terdapat beberapa teknik *smoothing* dalam model regresi nonparametrik antara lain histogram, estimator kernel, deret orthogonal, estimator spline, k-NN, deret fourier, dan wavelet.

Dalam densitas kernel pemilihan parameter pemulus (*bandwidth*) jauh lebih penting dibandingkan dengan memilih fungsi kernel. Sehingga yang menjadi masalah dalam regresi kernel adalah pemilihan *bandwidth*, bukan pada pemilihan fungsi kernel (Sukarsa *et al.*, 2012).

Pada tahun 1979 Efron memperkenalkan suatu metode yaitu metode *Bootstrap. Resampling* pada *bootstrap* dilakukan dengan cara pengembalian agar ukuran sampel menjadi semakin besar.

Wahyuningsih *et al.* (2012) melakukan penelitian dengan mengaplikasikan fungsi estimasi densitas kernel Epanechnikov untuk mengoptimalkan waktu efektif aplikasi herbisida pada tanaman kelapa sawit. Dan hasil dari penelitian wahyuningsih menyebutkan bahwa waktu optimal aplikasi herbisida berdasarkan plot densitas kernel Epanechnikov adalah 8 minggu setelah aplikasi.

Kelapa sawit merupakan komoditas utama di Indonesia karena memiliki nilai ekspor yang tinggi sebagai bahan dasar pembuatan minyak goreng dan turunannya. Produktifitas minyak nabati kelapa sawit berada jauh di atas tanaman lainnya, dengan potensi produksi yang demikian tinggi, kelapa sawit dan produknya sudah sangat dikenal luas oleh sebagian besar penduduk dunia. Sama kaitannya dengan kelapa sawit

cabai merupakan komoditas hortikultura di Indonesia yang banyak mendapat perhatian karena memiliki nilai ekonomi tinggi. Kebutuhan akan cabai meningkat setiap tahunnya sejalan dengan meningkatnya jumlah penduduk dan berkembangnya industri yang membutuhkan bahan baku cabai. Meskipun kebutuhan akan cabai ini terus meningkat, namun produksi cabai di Indonesia masih rendah dan belum mencukupi seluruh kebutuhan, hal ini sering berakibat langkanya cabai di pasaran dan fluktuasi harga yang tinggi. Rendahnya produksi cabai rawit tersebut terutama disebabkan oleh banyaknya jenis dan intensitas serangan penyakit tanaman yang menyebabkan pertumbuhan tanaman menjadi tidak optimal (Hidayati 2013).

Sebagai komoditas yang memiliki nilai ekonomi yang tinggi cabai rentan terhadap serangan penyakit. Salah satu penyakit pada cabai rawit yang serangannya cukup berat adalah penyakit busuk pangkal batang (BPB) yang disebabkan oleh jamur pathogen *Phytophthora capsici*. Biasanya petani masih mengandalkan penggunaan fungisida kimiawi karena hasilnya yang memuaskan namun memberikan efek negatif terhadap lingkungan. Maka dikembangkanlah fungisida nabati yang memberikan hasil yang sama namun tidak meninggalkan residu pada lingkungan. Terdapat beberapa macam fungisida nabati yang dapat digunakan dalam mengatasi penyakit busuk pangkal tersebut, sehingga diperlukan cara yang tepat untuk memilih fungisida nabati yang terbaik.

Pada penulisan skripsi ini akan dilakukan aplikasi fungsi densitas kernel Cosinus dan *resampling bootstrap* untuk pemilihan fungisida nabati terbaik dalam menghambat penyakit pada tanaman cabai rawit, pada penelitian ini masing-masing fungisida akan di *resampling* dengan *bootstrap* untuk memperluas ruang sampel selanjutnya akan dilakukan estimasi densitas kernel dengan fungsi cosinus untuk mencari fungisida nabati terbaik kemudian setelah ditemukan fungisida nabati terbaik akan dibandingkan dengan fungisida kimiawi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka permasalahan yang akan diteliti dalam penelitian ini adalah:

- a. bagaimana aplikasi fungsi densitas kernel Cosinus dan *resampling bootstrap* dalam menentukan fungsida nabati terbaik untuk menghambat penyakit pada tanaman cabai rawit.
- b. bagaimana aplikasi fungsi densitas kernel Cosinus dan *resampling bootstrap* dalam menentukan hasil perbandingan fungsida nabati terbaik dengan fungsida kimiawi.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. mengetahui aplikasi fungsi densitas kernel Cosinus dan *resampling bootstrap* dalam menentukan fungsida nabati terbaik untuk menghambat penyakit pada tanaman cabai rawit.
- b. mengetahui aplikasi fungsi densitas kernel Cosinus dan *resampling bootstrap* dalam menentukan hasil perbandingan fungsida terbaik dengan fungsida kimiawi.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diambil dari penulisan tugas akhir ini adalah memberikan informasi mengenai fungsi densitas kernel cosinus dan *resampling bootstrap* dalam pemilihan fungsida nabati terbaik untuk menghambat penyakit pada tanaman cabai rawit serta hasil perbandingan fungsida nabati terbaik dengan fungsida kimiawi.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Non Parametrik

Regresi nonparametrik merupakan metode statistik yang dapat digunakan dengan mengabaikan asumsi-asumsi yang melandasi penggunaan metode statistik parametrik terutama yang berkaitan dengan distribusi normal. Pendekatan nonparametrik merupakan metode pendugaan model yang dilakukan berdasarkan pendekatan yang tidak terikat asumsi bentuk kurva regresi tertentu sehingga data diharapkan mencari sendiri bentuk estimasinya sehingga memiliki fleksibilitas yang tinggi. Kurva regresi berdasarkan pendekatan nonparametrik ini, diwakili oleh model yang disebut model regresi nonparametrik. Karena sebelumnya tidak ada asumsi mengenai bentuk kurva regresi, model regresi nonparametrik dapat berbentuk apa saja baik linier maupun nonlinier. Kurva regresi hanya diasumsikan termuat dalam suatu ruang fungsi yang berdimensi tak hingga dan merupakan fungsi mulus (*smooth*). Semua fungsi dapat digunakan untuk pendugaan model regresi. Ada beberapa teknik *smoothing* yang dapat digunakan antara lain estimator histogram, kernel, deret orthogonal, spline, k-NN, deret fourier, dan wavelet (Sukarsa *et al.*, 2012).

2.2 Estimasi Fungsi Densitas Kernel

Diasumsikan variabel random X kontinu, independen dan berdistribusi identik maka di notasikan fungsi densitas $f(x)$ sebagai :

$$P(a < x < b) = \int_a^b f(x) dx$$

Tujuan dari estimasi fungsi densitas adalah mengestimasi fungsi $f(x)$ dari data observasi x_1, x_2, \dots, x_n . Ada dua pendekatan yang dapat dilakukan dalam mengestimasi fungsi densitas yaitu pendekatan parametrik dan pendekatan nonparametrik. Jika pada pendekatan parametrik diasumsikan data mempunyai

distribusi tertentu maka, pada pendekatan nonparametrik tidak diasumsikan data mempunyai distribusi tertentu. Pada pendekatan nonparametrik biasanya estimasi dilakukan dengan menggunakan histogram dan fungsi kernel (Saraswati, 2009).

Fungsi densitas mempunyai sifat dasar untuk memberikan gambaran perilaku variabel random X , oleh karena itu sangat penting untuk mengestimasi fungsi densitas. Pendekatan nonparametrik merupakan salah satu pendekatan estimasi densitas, dan fungsi densitas kernel merupakan salah satu penduga densitas nonparametrik. Fungsi densitas kernel K dinyatakan sebagai

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right)$$

Sedangkan estimator fungsi densitas kernel $f(x)$ dinyatakan sebagai

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - X_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (2.1)$$

dengan n adalah banyak data pengamatan, h merupakan lebar jendela (*bandwidth*), X_i merupakan nilai variabel independen dalam data, x adalah nilai variabel independen yang akan diestimasi dan K adalah fungsi kernel yang digunakan (Saraswati, 2009).

Beberapa jenis fungsi kernel antara lain (Scott, 1992):

a. Uniform

$$K(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}, & \text{untuk } |x| \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.2)$$

b. Triangel

$$K(x) = \begin{cases} 1 - |x|, & \text{untuk } |x| \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.3)$$

c. Epanechnikov

$$K(x) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1 - x^2), & \text{untuk } |x| \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.4)$$

d. Gaussian

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} \text{ untuk } |x| < \infty \quad (2.5)$$

e. Biweight

$$K(x) = \begin{cases} \frac{15}{16} (1 - x^2)^2, & \text{untuk } |x| \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.6)$$

f. Triweight

$$K(x) = \begin{cases} \frac{35}{32} (1 - x^2)^3, & \text{untuk } |x| \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.7)$$

g. Cosinus

$$K(x) = \begin{cases} \frac{\pi}{4} \cos\left(\frac{\pi}{2}x\right), & \text{untuk } |x| \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.8)$$

Tabel 2.1 Keefisienan Fungsi Densitas Kernel

Kernel	Keefisienan
Uniform	1,0758
Triangle	1,0143
Epanechnikov	1
Gaussian	1,0488
Biweight	1,0061
Triweight	1,0135
Cosinus	1,0005

Dari Tabel 2.1 dapat dijelaskan bahwa selisih nilai keefisienan untuk setiap kernel sangat kecil ini menunjukkan jika kernel Epanechnikov (1) dibandingkan dengan kernel Cosinus (1,0005) maka selisihnya adalah 0,0005. Hal ini dapat diartikan jika nilai $MISE_{opt}(\hat{f})$ yang diperoleh kernel Cosinus dengan $n = 100$ sama dengan nilai $MISE_{opt}(\hat{f})$ yang diperoleh kernel Epanechnikov dengan $n = 99$ karena kernel Epanechnikov mempunyai nilai aproksimasi 99%. Nilai aproksimasi ini diperoleh dari selisih nilai keefisienan.

Diasumsikan fungsi kernel K adalah fungsi densitas kontinu, terbatas, simetris di sekitar 0 dan berharga real. Kernel K memenuhi sifat – sifat:

1. $\int_{-\infty}^{\infty} K(x)dx = 1$

$$2. \int_{-\infty}^{\infty} xK(x)dx = 0$$

$$3. 0 < \int_{-\infty}^{\infty} x^2K(x)dx = K < \infty$$

Fungsi densitas kernel memiliki sifat bias, variansi dan *mean square error* (MSE).

1. Bias

$$Bias(\hat{f}(x)) = \frac{h^2}{2} k_2 f''(x) \quad (2.9)$$

2. Variansi

$$Var(\hat{f}(x)) = \frac{1}{nh} f(x) \int K^2(z) dz \quad (2.10)$$

dari dua sifat diatas dapat disimpulkan bahwa bias dan variansi berbanding terbalik sehingga jika h semakin besar maka akan meminumkan variansi akan tetapi bias akan menjadi maksimum. Untuk mengatasi persoalan ini maka dilakukan dengan cara memperkecil nilai *mean square error* (MSE) terhadap h , yang memberikan kontrol antara bias kuadrat dan variansi. MSE merupakan hasil penjumlahan dari bias kuadrat dan variansi.

3. MSE (*Mean Square Error*)

$$\begin{aligned} MSE(\hat{f}(x)) &= Bias^2(\hat{f}_h(x)) + var(\hat{f}_h(x)) \\ &\approx \frac{1}{4} h^4 k_2^2 f''(x)^2 + \frac{1}{nh} f(x) j^2 \end{aligned} \quad (2.11)$$

dengan : $k_2 = \int z^2 K(z) dz$ dan $j^2 = \int K(z)^2 dz$.

jika persamaan (2.11) diintegalkan maka dihasilkan:

MISE (*Mean Integrated Square Error*)

$$MISE(\hat{f}) \approx \frac{1}{4} h^4 k_2^2 \beta(f) + \frac{1}{nh} j^2 \quad (2.12)$$

dengan : $\beta(f) = \int f''(x)^2 dx$

bagian yang terpenting adalah bagaimana mengganti $MISE(\hat{f})$ menjadi fungsi *bandwidth* h . untuk nilai h yang kecil akan membuat syarat kedua pada persamaan (2.12) akan menjadi besar akan tetapi jika nilai h besar maka syarat pertama pada

persamaan (2.12) akan semakin besar. Nilai optimal h didapat dengan meminimalkan $MISE(\hat{f})$. Pada persamaan (2.12) merupakan langkah yang digunakan untuk mengukur hasil estimasi, nilai h optimal akan didapat dengan meminimalkan persamaan (2.12) terhadap h . Turunan pertama didapat dengan cara $\frac{d MISE(\hat{f})}{dh} = h^3 k_2^2 \beta(f) - \frac{1}{nh^2} j^2$. Atur hasilnya sama dengan 0, maka *bandwidth* optimal atau h_{opt} kernel adalah :

$$h_{opt} = \left(\frac{1}{n} \frac{\gamma(K)}{\beta(f)} \right)^{\frac{1}{5}} \approx n^{-\frac{1}{5}} \quad (2.13)$$

$$\text{dengan : } \gamma(K) = j_2 k_2^{-2}$$

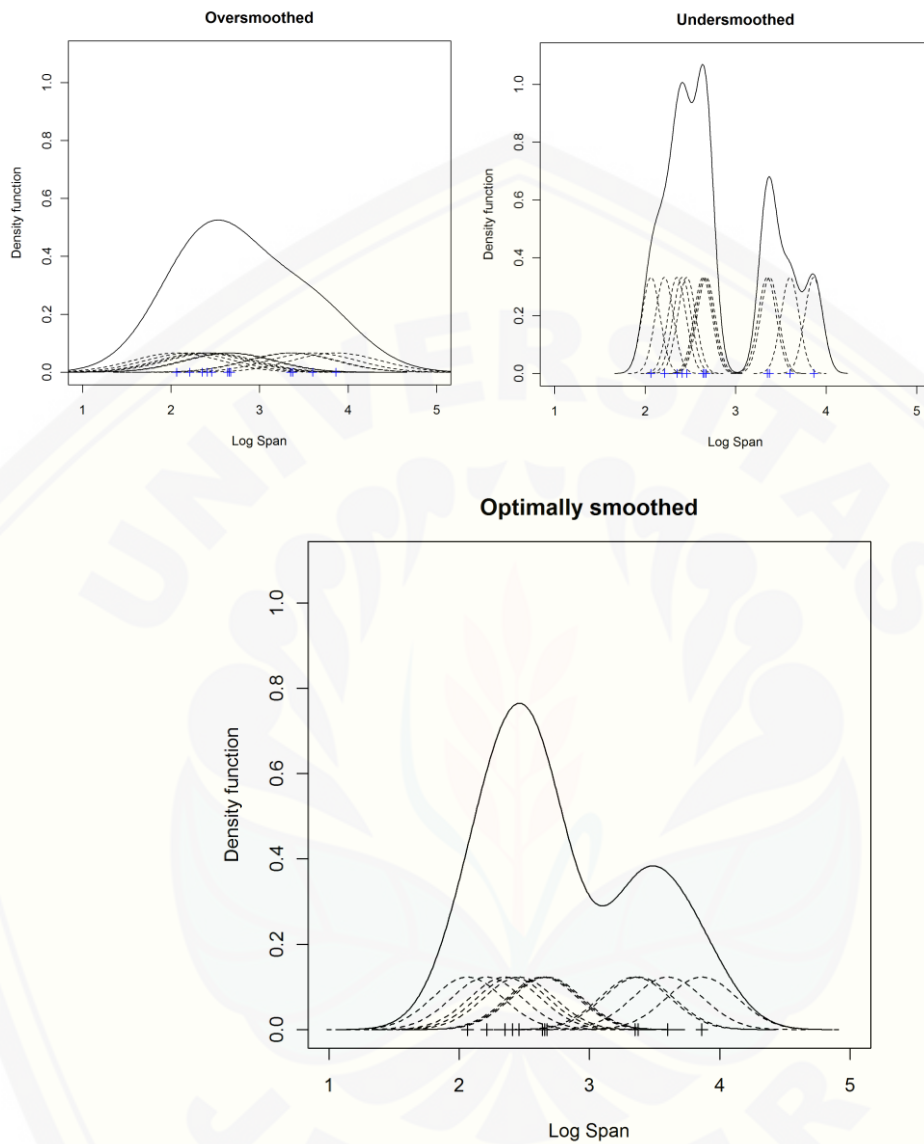
substitusi persamaan (2.13) ke (2.12) sehingga memberikan nilai MISE minimal

$$MISE_{opt}(\hat{f}) = \frac{5}{4} \left(\frac{\beta(f) j_2^4 k_2^2}{n^4} \right)^{\frac{1}{5}} \quad (2.14)$$

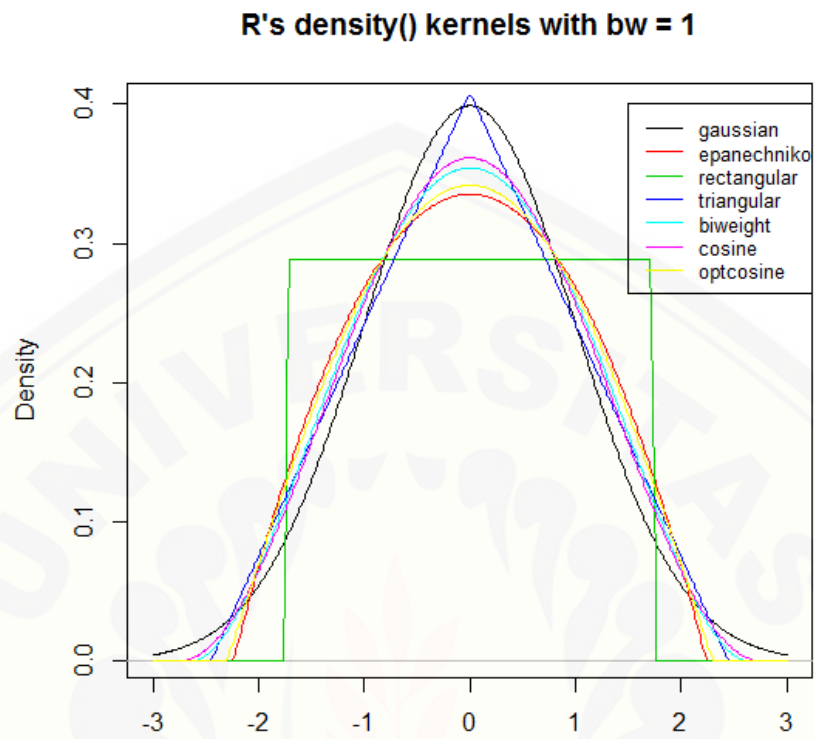
(Hardle dalam Saraswati, 2009; Scott, 1992)

Persamaan (2.13) dapat digunakan untuk mencari h_{opt} atau *bandwidth* optimal. Pencarian *bandwidth* optimal ini sangat penting karena digunakan untuk mengestimasi fungsi densitas dari data sehingga diperoleh estimasi densitas kernel yang mewakili fungsi densitas data yang sebenarnya. Jika nilai h besar akan menyebabkan estimasi densitas menjadi sangat mulus (*oversmoothing*) dan jika nilai h kecil akan menyebabkan estimasi densitas menjadi tidak mulus (*undersmoothing*). Dalam densitas kernel pemilihan parameter pemulus (*bandwidth*) jauh lebih penting dibandingkan dengan memilih fungsi kernel. Sehingga, yang menjadi masalah dalam densitas kernel adalah pemilihan *bandwidth* bukan pada pemilihan fungsi kernel (Sukarsa *et al.*, 2012).

Berikut ini disajikan ilustrasi tentang kurva pemilihan beberapa *bandwidth* dan hasil plot fungsi densitas kernel



Gambar 2.1 Pemilihan beberapa *bandwidth*



Gambar 2.2 Plot semua fungsi densitas kernel

Gambar 2.2 terlihat jelas bahwa dengan memilih *bandwidth* optimal (misal $bw=1$) maka dengan menggunakan fungsi kernel mana saja akan menghasilkan kurva yang hampir sama sesuai dengan hasil penelitian (Sukarsa, *et al.* 2012) serta berdasarkan Tabel 2.1 tentang keefisienan fungsi densitas kernel yang memiliki nilai keefisienan hampir sama karena perbedaannya tidak terlalu banyak.

2.3 Metode *Bootstrap*

Pada tahun 1979 Efron memperkenalkan suatu metode yaitu metode *Bootstrap*. Metode ini biasanya digunakan untuk keperluan inferensi statistik misalnya menentukan daerah kepercayaan dan fungsi densitas non parametrik. *Resampling* pada *bootstrap* dilakukan dengan cara pengembalian agar ukuran sampel menjadi semakin besar. Estimasi densitas kernel kurang akurat jika ukuran datanya

kecil ($n < 30$) sehingga diperlukan *resampling* untuk memperbesar ukuran data. Metode *resampling* yang digunakan adalah metode *resampling bootstrap*. Metode ini menganggap bahwa sampel berdistribusi empiris yang kemudian dianggap sebagai populasi dan dari populasi tersebut dapat dilakukan *resampling*. *Resampling* dengan metode *bootstrap* bertujuan untuk memperbesar ukuran sampel sehingga estimasi fungsi densitas dapat mewakili data yang sebenarnya (Saraswati, 2009).

Jumlah ulangan pada *resampling bootstrap* berkisar dari 25-200 (Efron dalam Wahyuningsih *et al.*, 2012).

Langkah-langkah dalam prosedur *bootstrap* adalah sebagai berikut:

- a. $1/n$ ditempatkan pada setiap x_i , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ untuk membentuk distribusi empiris $\hat{F}_n(x)$ dari suatu probabilitas.
- b. setelah pembentukan fungsi distribusi empiris $\hat{F}_n(x)$ sebanyak B kali akan dilakukan pengambilan sampel random sederhana berukuran n dengan pengembalian. Hal ini dinamakan sebagai resampel dan disebut x^*_i . Sampel random dengan B ulangan dari (x_1, x_2, \dots, x_n) adalah :

$$\begin{bmatrix} x^*_{11} & x^*_{21} & \dots & x^*_{n1} \\ x^*_{12} & x^*_{22} & \dots & x^*_{n2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x^*_{1B} & x^*_{2B} & \dots & x^*_{nB} \end{bmatrix}$$

- c. menghitung satu nilai dugaan $\hat{\theta}$ yang diinginkan dari resampel biasanya disebut dengan $\hat{\theta}^*_b$ sebanyak B kali.
- d. Membentuk suatu distribusi empiris dari $\hat{\theta}^*_b$, dengan menempatkan $1/B$ probabilitas masing-masing pada setiap $\hat{\theta}^*_1, \hat{\theta}^*_2, \dots, \hat{\theta}^*_B$. biasanya distribusi ini dinamakan estimator distribusi sampling $\hat{\theta}$ dan disebut $\hat{F}^*(\hat{\theta}^*)$. Sehingga distribusi ini dapat dipakai untuk melakukan inferensi tentang $\hat{\theta}$.

Karena $\hat{\theta}$ adalah mean (rata-rata) dari hasil resample sehingga bisa digunakan untuk menentukan rata-rata dan variansi *bootstrapnya* yaitu :

$$\bar{\theta}^* = \frac{\sum_{i=1}^B \hat{\theta}^*_i}{B} \quad \text{dan} \quad \hat{V}^* = \frac{\sum_{i=1}^B (\hat{\theta}^*_i - \bar{\theta}^*)^2}{B-1} \quad (\text{Saraswati, 2009})$$

2.4 Tanaman Cabai Rawit (*Capsicum frutescens Longa*)

Tanaman cabai berasal dari daratan Benua Amerika, tepatnya di Amerika Latin dengan garis lintang 0 - 30⁰ LU dan 0 – 30⁰ LS, mempunyai nama ilmiah *Capsicum frutescens*, *C. penulum*, *C. baccatum*, *C. chinense*. Karena ukuran buahnya yang kecil, di Indonesia cabai ini dikenal dengan nama cabai rawit. Cabai rawit kadang ditanam orang di pekarangan sebagai tanaman sayur atau tumbuh liar di tegalan dan tanah kosong yang telantar, lebih suka tumbuh di daerah kering, serta ditemukan pada ketinggian 0,5 - 1.250 m di atas permukaan laut. Tanaman cabai rawit biasanya tumbuh setahun, tetapi dapat juga tumbuh 2 - 3 tahun. Tanaman cabai rawit mempunyai daya adaptasi luas terhadap lingkungan tumbuh (agroekologi) di daerah subtropis dan tropis. Di Indonesia, tanaman cabai rawit dapat dibudidayakan di daratan rendah sampai dataran tinggi (pegunungan) (Simanjuntak, 2011).

Klasifikasi Cabai Rawit menurut Tjitrosoepomo (2003) adalah sebagai berikut:

Regnum	: Plantae
Divisi	: Spermatophyta
Class	: Dicotyledoneae
Ordo	: Corolliforea
Familia	: Solanaceae
Genus	: Capsicum
Species	: <i>Capsicum frutescens</i>

Tanaman Cabai Rawit dapat mencapai tinggi sampai 1,5 m dan berkayu pada pangkalnya. Tanaman cabai rawit mempunyai batang yang tumbuh tegak, berfungsi sebagai tempat keluarnya cabang, tunas, daun, bunga dan buah. Kulit batangnya tipis sampai agak tebal.

2.5 Penyakit Busuk *Phytophthora* pada Tanaman Cabai Rawit

Penyakit busuk *Phytophthora* disebabkan oleh jamur *Phytophthora capsici* yang merupakan patogen tular tanah (*soil borne*). Di Indonesia, penyakit ini pertama kali ditemukan di Lampung Selatan tahun 1885. *P. capsici* sebagai penyebab penyakit busuk *Phytophthora* pada cabai juga dapat menyerang berbagai macam tanaman mulai dari tanaman semusim sampai tanaman tahunan, seperti tanaman tomat, labu, mentimun, kelapa, karet, kentang, coklat, kayu manis, vanili, jambu mente, sirih, lada, dan kemukus. Serangan yang membahayakan apabila terjadi pada pangkal batang atau akar karena menyebabkan kematian tanaman dengan cepat (Rismansyah, 2010).

Phytophthora capsici Leonian (dulu dikenal dengan sebutan *P. Palmivora* var. Piperis, *P. palmivora* MF4) merupakan jamur penyebab penyakit busuk pangkal batang (BPB) pada tanaman cabai. Jamur tersebut dapat menyerang seluruh bagian tanaman dari akar sampai buah, tetapi serangan yang paling berbahaya adalah pada pangkal batang dan akar karena dapat menyebabkan kematian tanaman. Kematian tanaman secara cepat atau mendadak akan terjadi apabila *P. capsici* menginfeksi pangkal batang, sedangkan kematian lambat terjadi apabila *P. capsici* menginfeksi akar rambut yang selanjutnya menyebar keakar utama sampai ke pangkal batang. Penyakit yang disebabkan oleh *P. capsici* ini menjadi penting pada daerah tropik karena kondisi hujan yang mendukung penyebaran dan perkembangan sporangia dan zoospora. Para petani cabai seringkali menyebut penyakit yang disebabkan oleh jamur pathogen *P. capsici* dengan beberapa nama penyakit, yaitu penyakit lodoh, lompong dan hawar daun (Trubus, 1999).

BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari hasil penelitian Hidayati (2013). Penelitian menggunakan 5 variabel fungisida dengan 10 kali pengulangan. Skoring keparahan penyakit dihitung dengan skala 0 – 5. Dengan keterangan sebagai berikut :

- 0 : tidak tampak gejala
- 1 : terdapat bercak pada permukaan daun atau terdapat bercak berwarna kecoklatan yang mulai tampak pada batang
- 2 : busuk pada batang meluas 30-50% tanaman terserang
- 3 : busuk pada batang meluas sampai petiole 50-70% tanaman terserang
- 4 : petiole roboh dan 70-90% tanaman terserang
- 5 : tanaman mati

Berikut ini merupakan data dari penelitian tersebut.

Tabel 3.1 Data Penelitian

Ulangan	Perlakuan									
	FK		Me-OH 30%		Me-OH 100%		Heksan 30%		Heksan 100%	
	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A
1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1
2	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1
3	0	2	0	2	0	1	0	2	0	0
4	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1
5	0	2	0	1	0	0	0	1	0	1
6	0	2	0	1	0	1	0	1	0	0
7	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1
8	0	1	0	0	0	0	0	2	0	2
9	0	2	0	1	0	1	0	2	0	2
10	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

Keterangan :

FK : Fungisida Kimiawi

Me-OH 30% : fungisida nabati (Ekstrak methanol daun *T. catappa* konsentrasi 30%)

Me-OH 100% : fungisida nabati (Ekstrak methanol daun *T. catappa* konsentrasi 100%)

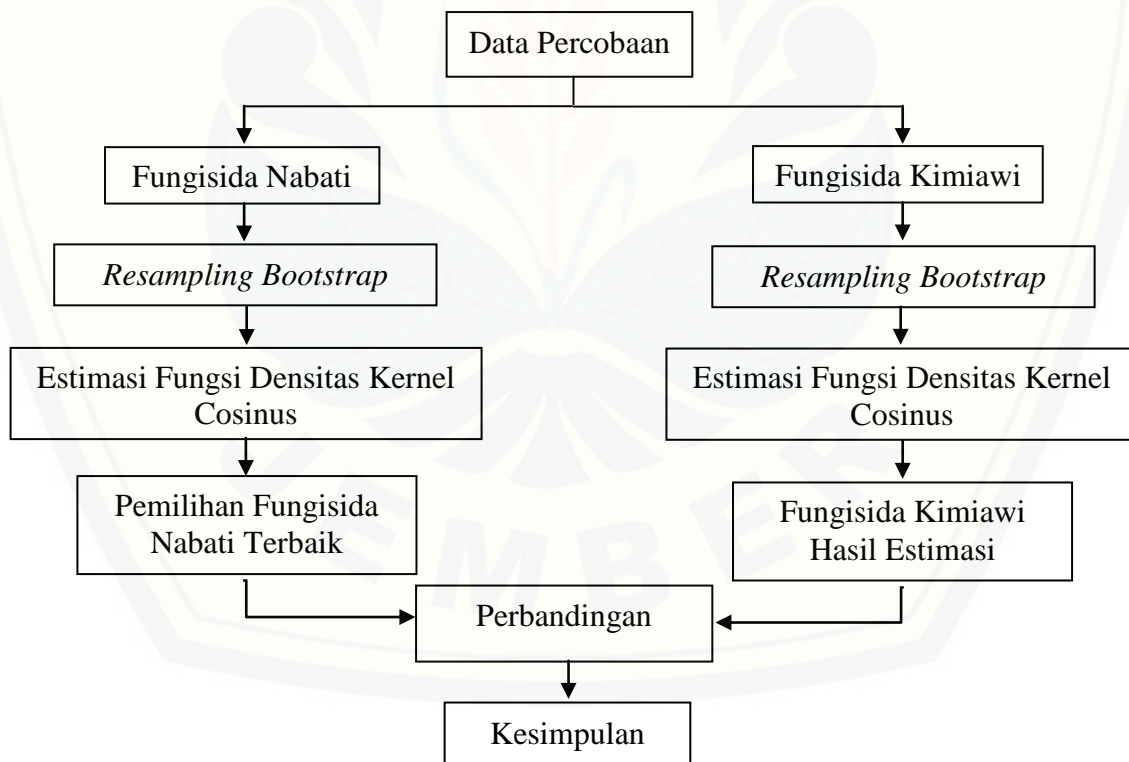
Heksan 30% : fungisida nabati (Ekstrak N-heksan daun *T. catappa* konsentrasi 30%)

Heksan 100% : fungisida nabati (Ekstrak N-heksan daun *T. catappa* konsentrasi 100%)

A : akhir pengamatan

B : awal pengamatan

3.2 Langkah – langkah Penelitian



Gambar 3.1 Skema Penelitian

Dari gambar 3.1 dapat dijelaskan tentang langkah – langkah penelitian sebagai berikut :

a. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini seperti yang dijelaskan pada bagian 3.1, data tersebut dibagi menjadi dua yaitu data fungisida nabati dan data fungisida kimiawi

b. *Resampling Bootstrap*

Data fungisida nabati masing–masing pada data akhir pengamatan akan dilakukan *resampling bootstrap* secara terpisah, serta data kimiawi akan dilakukan *resampling bootstrap* pada data akhir pengamatan. Resampling ini dilakukan untuk memperluas ruang sampel. Dalam *bootstrap* dilakukan resampling dengan pengembalian untuk memperbesar ukuran sampel. Jumlah ulangan pada *resampling bootstrap* berkisar dari 25-200 (Efron dalam Wahyuningsih 2012). Sehingga peneliti memutuskan untuk melakukan *resampling* sebanyak 200.

c. Estimasi Fungsi Densitas Kernel Cosinus

Masing–masing data yang telah diresampling dilangkah b selanjutnya akan di estimasi secara terpisah dengan menggunakan fungsi densitas kernel cosines.

d. Pemilihan Fungisida Nabati Terbaik

Untuk data fungisida nabati yang sudah di estimasi secara terpisah akan dilakukan pemilihan fungisida terbaik dengan cara melihat kecenderungan keparahan penyakit hasil plot kurva estimasi densitas kernel cosinus. Data dengan kecenderungan keparahan penyakit yang relatif kecil ditunjukkan dengan kurva tidak terlalu melebar kekanan akan dipilih sebagai fungisida nabati terbaik.

e. Perbandingan Fungisida Nabati terbaik Dengan Fungisida Kimiawi

Setelah didapat fungisida nabati terbaik maka akan dilakukan perbandingan dengan fungisida kimiawi yang telah di estimasi.

f. Kesimpulan

Kesimpulan didapat dari hasil perbandingan fungisida terbaik hasil estimasi dengan fungisida kimiawi.

3.3 Struktur Fungsi pada Program R

Dalam penelitian ini yang digunakan untuk menganalisis data penelitian menggunakan program R 3.0.3 dan fungsi yang digunakan adalah

```
density(x, ...)
## Default S3 method:
density(x, bw = "nrd0", adjust = 1,
        kernel = c("gaussian", "epanechnikov", "rectangular",
                  "triangular", "biweight",
                  "cosine", "optcosine"),
        weights = NULL, window = kernel, width,
        give.Rkern = FALSE,
        n = 512, from, to, cut = 3, na.rm = FALSE, ...)
```

uraian lengkap mengenai perintah-perintah fungsi diatas :

x : data dari estimasi yang akan dihitung

bw : bandwidth yang akan digunakan

adjust : bandwidth yang digunakan untuk menentukan setengah dari bandwidth

kernel : kernel yang akan digunakan ("gaussian", "epanechnikov", "rectangular", "triangular", "biweight", "cosine", "optcosine")

Weights : vektor numerik bobot observasi non-negatif, maka panjang yang sama dengan x atau NULL.

Window : kernel yang akan digunakan

Width : biasanya tersedia di S, jika digunakan maka bw tidak digunakan

give.Rkern : logika, jika TRUE densitas tidak di estimasi biasa salah atau biasanya FALSE

n : banyaknya data yang akan di estimasi

from, to : titik kiri dan kanan untuk estimasi

cut : nilai dari from,to

na.rm : logika, jika TRUE nilai dari yang hilang dihapus dari \times dan jika
FALSE nilai yang hilang dianggap error
... : berisi perintah-perintah lain

