

KATA PENGANTAR

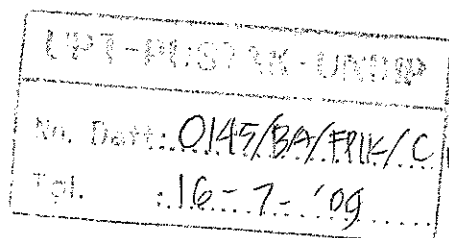
Mata kuliah Pengolahan Data Perikanan telah diajarkan sejak berdirinya Program Studi Pemanfaatan Sumberdaya Perikanan Jurusan Perikanan Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan di Universitas Diponegoro tahun 1996 pada Bagian/Kelompok Dosen Biometrika dibawah Laboratorium Statistika dan Komputasi. Mata kuliah tersebut selalu mengalami penyempurnaan dari tahun ke tahun baik dalam sistim perkuliahan maupun praktikum. Terbitnya Surat Keputusan Mendiknas tentang kurikulum yang berbasis kompetensi, maka sistim pembelajaran maPengolahan Data Perikanan juga disesuaikan.

Dalam hal ini disusunlah hand out untuk perkuliahan, materi kuliah buku petunjuk praktikum metode pengolahan data perikanan. Maksud dari hal tersebut adalah agar tujuan dan kompetensi para mahasiswa dapat ditingkatkan.

Tentunya dalam pembuatan buku hand out dan materi perkuliahan masih belum sempurna dan banyak kekurangannya, untuk itu kami mengharapkan kritik dan saran agar kesempurnaan dapat tercapai.

Semarang, Desember 2005

Tim penyusun



DAFTAR ISI

	<i>Halaman</i>
KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI	ii
BAB I HAND OUT	1
Perikanan	2
Penangkapan	2
Pembudidayaan Ikan	2
Konsep Keterkaitan Antar Kegiatan Perikanan	3
Data	3
Data menurut Level Of Measurement	4
Kriteria Data	4
Data Perikanan Tangkap / Budidaya	5
Metodologies Of Research Design	6
Descriptive Survey Method	6
Kriteria Perolehan Data	7
Cara Memperoleh Data	7
Sampling Method / Design	8
Penyajian Data / Pengolahan / Analisis	10
Pustaka	15
BAB II BAHAN AJAR	16
2.1. Data	16
2.1.1. Arti Dan Kegunaan Data	16
2.1.2. Syarat Data Yang Baik Dan Pembagian Data	17
2.1.3. Data Menurut Level Of Measurement	18
2.1.4. Kriteria Data	19
2.2. Penyajian Data	22
2.2.1. Pendahuluan	22
2.2.2. Penyajian Dengan Tabel	23
2.2.3. Penyajian Data dengna Grafik / Diagram	27

	<i>Halaman</i>
2.3. Analisa Data	34
2.4. Kerangka Metode Analisis	36
BAB III CONTOH ANALISIS DATA	37
3.1 Penarikan Contoh (Sampling)	37
3.2 Penarikan Contoh Acak Sederhana	38
3.3 Penarikan Contoh Acak Berlapis	42
3.4 Penarikan Contoh Proporsional	49
3.5 Penarikan Contoh Hasil Tangkapan Komersial	50
3.6 Estimasi Hasil, Tangkapan Total Dalam Bobot Dari Spesies Tertentu	54
3.7 Analisa Statistika	55
3.8 Distribusi Normal	61
3.9 Batas Kepercayaan	64
3.10 Analisis Regresi Linier Sederhana	67
3.11 Koefisien Korelasi Dan Regresi Fungsional	75
BAB IV LAMPIRAN	
4.1. Statistical Problem In Fisheries	80
4.2. Graphic And Tabular Display Of Fishery Data	91
4.3. Common Statistical Errors In Fishery Research	106

BAB I
HAND OUT

PENGOLAHAN DATA PERIKANAN

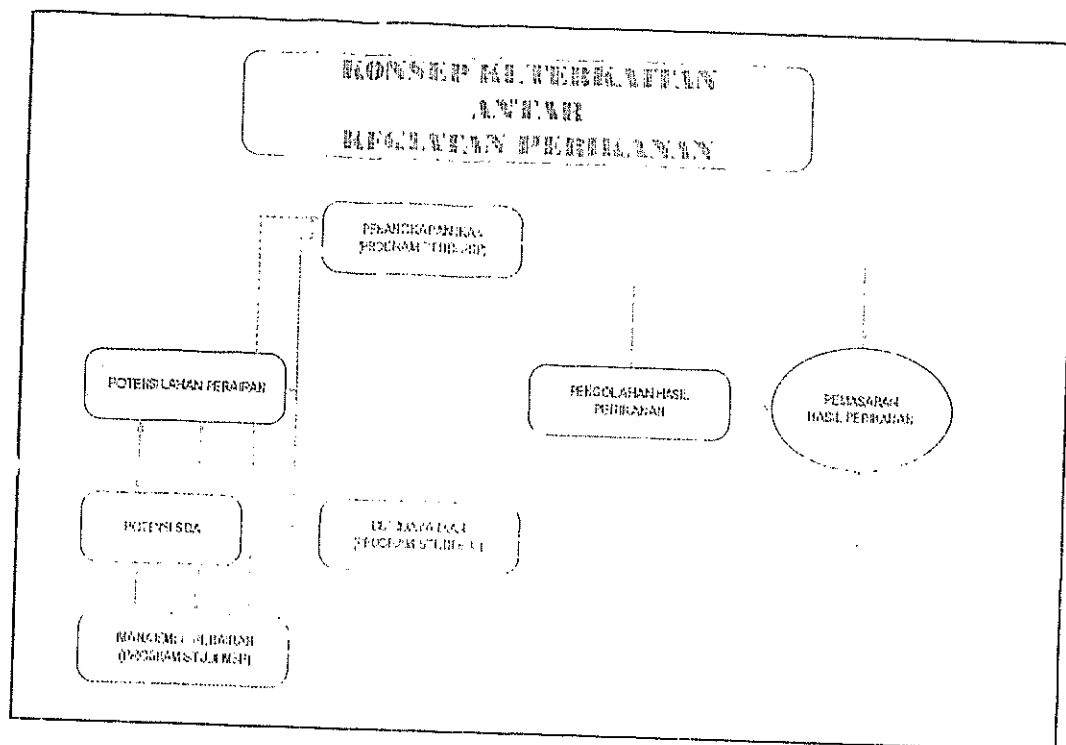
OLEH :
Ir. Hj. Sri Andani H, MS
Drs. Sardiyatmo, M.Si

LABORATORIUM STATISTIKA DAN KOMPUTASI
PROGRAM STUDI PEMANFAATAN
SUMBERDAYA PERIKANAN
JURUSAN PERIKANAN
FAKULTAS PERIKANAN DAN ILMU KELAUTAN

♦ **PERIKANAN** ADALAH SEMUA KEGIATAN KEGIATAN YANG BERHUBUNGAN DENGAN PENGELOLAAN DAN PEMANFAATAN SUMBERDAYA IKAN DAN LINGKUNGANNYA MULAI DARI PRA PRODUKSI, PRODUKSI, PENGOLAHAN SAMPAI PEMASARAN, YANG DILAKSANAKAN DALAM SATU BISNIS PERIKANAN (UU 31 TAHUN 2004 TENTANG PERIKANAN)

♦ **PENANGKAPAN IKAN** ADALAH KEGIATAN UNTUK MENANGKAP MEMPEROLEH IKAN DI PERAIRAN YANG SEDANG DI BUDIDAYAKAN DENGAN ALAT ATAU CARA APAPUN, TERMASUK KEGIATAN YANG MENGGUNAKAN KAPAL UNTUK MEMUAT, MENGANGKUT, MENYIMPAN, MENDINGINKAN, MENANGANI, MENGOLAH DAN/ATAU MENGAWTKANNYA.

PEMBUDIDAYAAN IKAN ADALAH KEGIATAN UNTUK MEMELIHARA, MEMBESARKAN, DAN/ATAU MEMBIAKKAN IKAN SERTA MEMANEN HASILNYA DALAM LINGKUNGAN YANG TERKONTROL, TERMASUK KEGIATAN YANG MENGGUNAKAN KAPAL UNTUK MEMUAT, MENGANGKUT, MENYIMPAN, MENDINGINKAN, MENANGANI, MENGOLAH DAN/ATAU MENGAWETKANNYA



DATA

- ◆ Things known or assumed
- ◆ Facts or figure from which conclusion can be inferred
- ◆ Information

[Webster, 19]

DATA MENURUT LEVEL OF MEASUREMENT:

- ◆ Data dalam skala nominal yang didasari oleh kesetaraan
- ◆ Data dalam skala ordinal yang didasari oleh kesetaraan dan keberurutan dan jarak (intervai)
- ◆ Data dalam skala rasio yang didasari oleh kesetaraan, keberurutan, jarak dan rasio

[Siegel, Sidney, 1986]

KRITERIA DATA (J.Supranto, 1979)

- ◆ Menurut Sifatnya :
 - Data Kualitatif
 - Data Kuantitatif
- ◆ Menurut Sumbernya:
 - Data Internal
 - Data Eksternal
- ◆ Menurut Cara Memperolehnya:
 - Data Primer
 - Data Sekunder
- ◆ Menurut Waktu Pengumpulan:
 - Data Cross-Section
 - Data Berkala

- ◆ Validitas (Keabsahan/Kesahihan) Data:
 - Ditentukan oleh sejauh mana alat pengukur, mengukur apa yang di maksud untuk diukur. Misalnya apakah benar menggunakan alat yang sama untuk mengukur panjang ikan teri nasi dengan panjang ikan paus?
- ◆ Reliabilitas (Keajegan) Data:
 - Ditentukan oleh keterandalan suatu alat pengukur untuk menunjukkan keajegan hasil pengukuran, baik menurut waktu, tempat atau pengamatnya.
- ◆ Accuracy yaitu kedekatan sebuah pengukuran atau yang ditaksir terhadap nilai yang sebenarnya
- ◆ Precision yaitu keadaan dari pengukuran atau pengamatan yang berulang pada kuantitas yang sama

◆ Data Perikanan Antara Lain:

- Perikanan Tangkap
 - ◆ Jumlah Rumah Tangga Nelayan
 - ◆ Jumlah Perusahaan Perikanan
 - ◆ Jumlah Perahu penangkap
 - ◆ Jumlah Kapal Penangkap
 - ◆ Jumlah Unit Penangkapan
 - ◆ Jumlah Trip Penangkapan
 - ◆ Produksi, dll.
- Perikanan Budidaya
 - ◆ Jumlah Rumah Tangga Petani Ikan
 - ◆ Jumlah Perusahaan Budidaya
 - ◆ Luas Usaha Budidaya
 - ◆ Jumlah Benih Ikan yang ditanam
 - ◆ Jumlah Pupuk dan Insektisida yang digunakan
 - ◆ Jumlah Benih Ikan yang dihasilkan
 - ◆ Produksi, dll.

(Ditjen Perikanan, 1975)

METODOLOGIES OF RESEARCH DESIGN

- ◆ THE HISTORICAL METHOD
- ◆ THE DESCRIPTIVE SURVEY METHOD*
- ◆ THE ANALYTICAL SURVEY METHOD*
- ◆ THE EXPERIMENTAL METHOD**

(LEEDY, 1980)

* Pada Umumnya digunakan dalam Perikanan Tangkap

** Pada Umumnya digunakan dalam Perikanan Budidaya

DESCRIPTIVE SURVEY METHOD

- ◆ Perolehan datanya terutama sekali dengan teknik observasi dan interview (verbal)
- ◆ Batasan populasinya harus jelas
- ◆ Ruang lingkup spesifik
- ◆ Data mudah berubah

KRITERIA PEROLEHAN DATA

- ◆ Dengan melakukan sensus dimana semua anggota populasi diamati
- ◆ Dengan mengambil Sample dimana sebagian anggota populasi saja yang diamati

[IA.SUPARMAN, 1986]

CARA PEROLEHAN DATA

(ROSS, ROBERT.1974)

I. QUESTIONING

- INTERVIEW
- ORAL HISTORY
- QUESTIONNAIRES
- MEASUREMENTS
- TEST
- PERSONEL DOCUMENT

II. OBSERVING

- ◆ NON CONTROLLED
 - NON PARTICIPANT
 - PARTICIPANT
- ◆ CONTROLLED

III. EXPERIMENTING

SAMPLING

- ♦ NON PROBABILITY SAMPLING
 - HAPHAZARD SAMPLING
 - JUDGMENT SAMPLING
 - QUOTA SAMPLING
 - EXPERT SAMPLING
 - PURPOSIVE SAMPLING
- ♦ PROBABILITY (RANDOM) SAMPLING
 - SIMPLE RANDOM SAMPLING
 - STRATIFIED RANDOM SAMPLING
 - SYSTEMIC RANDOM SAMPLING
 - CLUSTER RANDOM SAMPLING
 - MULTISTAGE RANDOM SAMPLING

(IA.SUPARMAN, 1986)

♦ SAMPLING METHOD :

PROSEDUR YANG DIGUNAKAN UNTUK MEMPEROLEH SAMPLE (CONTOH) MISALNYA DENGAN MELAKUKAN PENGEBORAN ; DENGAN MELAKUKAN SENSUS SECARA VISUAL; DENGAN MENGGUNAKAN JARING DSTNYA

♦ SAMPLING DESIGN :

CARA BAGAIMANA SAMPLING UNIT DITEMPATKAN MENURUT RUANG ATAU WAKTU.

CONTOH :

- ♦ SEBUAH POPULASI SINGA LAUT DAPAT DIAMBIL CONTOHNYA DENGAN MELAKUKAN SENSUS SECARA VISUAL DENGAN MENGGUNAKAN PESAWAT RINGAN (SAMPLING METHOD)
- ♦ SELANJUTNYA DIGUNAKAN "SYSTEMATIC STRATIFIED SAMPLING DESIGN" YANG TERDIRI DARI SAMPLING-SAMPLING UNIT YANG BERUPA TRANSECT SELEBAR 200 m DAN DARI PANJANG YANG BERVARIASI.

Population Characteristics And Sampling Techniques Appropriate For Each Population		
Population characteristic	Example of population type	Appropriate sampling technique
I Population is generally a homogeneous mass individual units.	A quantity of flower seeds of a particular variety from which random samples are selected for testing as to their germination quality.	Simple random sampling
II Population consists of definite strata, each of which is distinctly different, but the units within the stratum as homogeneous as possible.	A particular town whose total population consists of three types (strata) of citizens: white, European-background type, black, African-background type, and Mexican Indian-background type.	Simple random sampling
III		

Population Characteristics And Sampling Techniques Appropriate For Each Population		
III Population contains definite strata with differing characteristics and each strata has a disproportionate ratio in terms of numbers of members to every other strata.	A community in which the total population consisted of individuals whose religious affiliations were found to be: Catholic, 25 per cent, Protestant, 50 per cent, Jewish, 15 per cent, nonaffiliated 10 per cent.	Proportions stratified sampling
IV Population contains clusters whose cluster characteristics are similar yet whose unit characteristics are as heterogeneous as the population.	A survey of the nation's twenty leading air terminals by soliciting reactions from travelers who use them. All air terminals are similar in atmosphere, purpose, design, etc., yet the passengers who use them differ widely in individual characteristics: age, sex, national origin, philosophies, and beliefs, socioeconomic status, and so forth.	Cluster sampling

PENYAJIAN DATA

- ◆ DALAM BENTUK TABEL ANTARA LAIN:
 - TABEL SATU ARAH
 - TABEL DUA ARAH
 - TABEL TIGA ARAH
- ◆ DALAM BENTUK GRAFIK ANTARA LAIN:
 - GRAFIK BATANG
 - GRAFIK GARIS
 - GRAFIK LINGKARAN (PIECHART)
 - PICTOGRAM
 - CARTOGRAM
 - MULTIVARIATE

(IA.SUPARMAN, 1986)

PENYAJIAN GAMBAR-GAMBAR TERMASUK ANTARA LAIN: DIAGRAM, SKEMA; ILUSTRASI; PETA; DLL MAUPUN GRAFIK –GRAFIK DIGUNAKAN:

- ◆ To display and describe data effectively and without distortion
- ◆ To draw attention to key aspect of the data
- ◆ To place these key aspects into context
- ◆ To analyze and display statistical relationship,
- ◆ To uncover relationship that might otherwise be hidden or unclear
- ◆ To Illustrate non visual concept visually and
- ◆ The speed communication and save reader's time

(Kennedy and Kennedy, 1990)

PENGOLAHAN DATA (ANALISIS DATA)

◆ PERSIAPAN ANALISIS DATA

- Aspek Data
 - ◆ Normalitas
 - ◆ Homogenitas
 - ◆ Additivitas
- Aspek Alat
 - ◆ Manual
 - Scientific Calculator
- Computerized
 - ◆ Hardware
 - ◆ Software
 - Khusus
 - Umum

ANALISIS DATA

- ◆ STATISTIKA PARAMETRIK
 - STATISTIKA DESKRIPTIVE
 - STATITISTIKA INDUKTIV
- ◆ STATISTIKA NON PARAMETRIK
 - UJI TANDA
 - UJI JENJANG BERTANDA WILCOXON UNTUK DATA BERPASANGAN
 - UJI WALSH
 - UJI χ^2 DUA SAMPEL INDEPENDEN
 - UJI MEDIAN
 - UJI MANN – WHITNEY U

STATISTICAL PROBLEM IN FISHERIES

- ◆ SAMPLE SIZE
- ◆ TESTING ASSUMPTION
- ◆ REPLICATION

[CHAPMAN, DOUGLAS G, 1990]

STATISTICAL ERRORS IN FISHERY RESEARCH

- ◆ OVERLAP OF CONFIDENCE INTERVAL
- ◆ MULTIPLE T-TEST
- ◆ INTERACTION
- ◆ MISSUE OF RATIO TO SCALE DATA

[TRIPPEL, EDWARD A DAN JOHN J HUBERT, 1990]

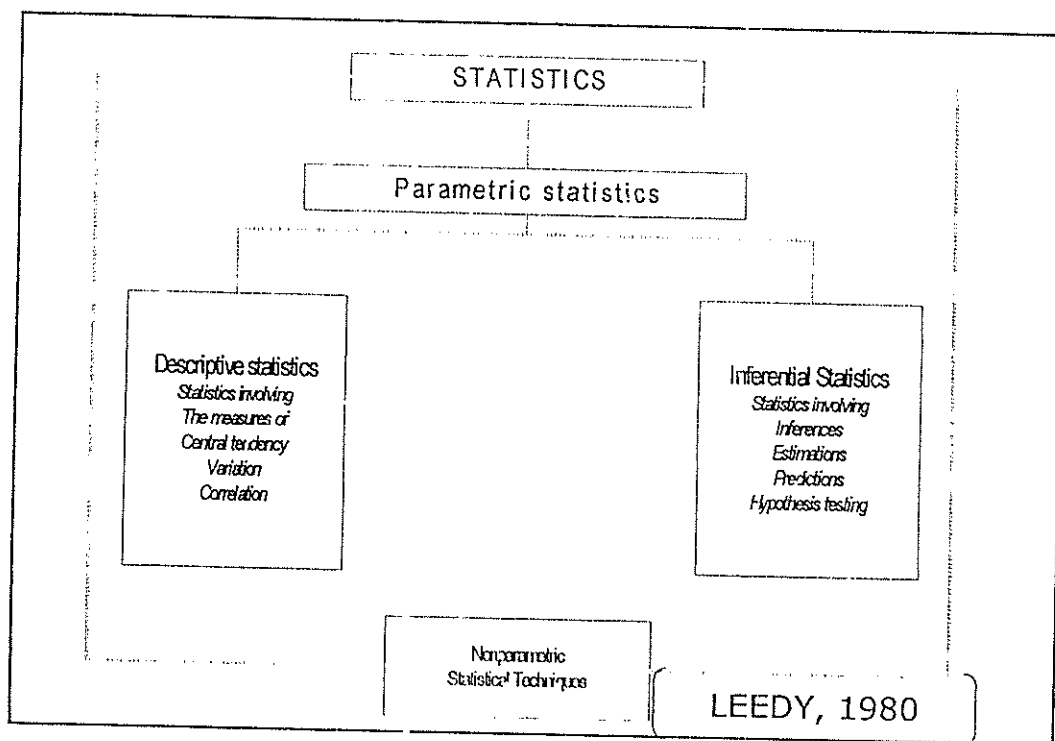
UNTUK MENGHINDARI STATISTICAL ERROR

- ♦ BUATLAH RENCANA PENDEKATAN STATISTIKA UNTUK ANALISIS DATA SEBELUM DATA DIKUMPULKAN TERMASUK PEMILIHAN MODEL DAN DESIGN EXPERIMENTALNYA
- ♦ KEGAGALAN DALAM PERENCANAAN AKAN MEMBUANG WAKTU, TENAGA DAN BIAYA SEHINGGA MENAKIBATKAN PENYELIDIKAN YANG BERIKUTNYA AKAN MEMBUAT KESALAHAN YANG SAMA
- ♦ HINDARI PENGAMBILAN KESIMPULAN YANG MENDASAR MENGENAI PERBEDAAN-PERBEDAAN DIANTARA DUA KELOMPOK YANG BESAR YANG MENAKIBATKAN TUMPANG TINDIH BATAS KEPERCAYAANYA

UNTUK MENGHINDARI STATISTICAL ERROR

- ♦ JANGAN GUNAKAN PENGULANGAN UJI-T DI DALAM PERCOBAAN YANG SAMA
- ♦ JANGAN TERLALU MENYEDERHANAKAN (MEMATIKAN) DATA DENGAN MENGABAIKAN / TIDAK MEMPERHATIKAN FAKTOR-FAKTOR YANG BERINTERAKSI YANG POTENSIAL PENTING
- ♦ JANGAN GUNAKAN PENGERTIAN-PENGERTIAN UNTUK MENGHILANGKAN PENGARUH YANG MENGIRINGI DARI SEBUAH FAKTOR-GUNAKAN ANAKOVA

(TRIPPEL, JOHN J HUBERT, 1990)



TABEL 3.1. EMPAT TINGKATAN PENGUKURAN DAN STATISTIK YANG COCOK UNTUK MASING-MASING TINGKAT (SIEGEL, 1986)

SKALA	HUBUNGAN-HUBUNGAN YANG MEMBATASI	CONTOH-CONTOH STATISTIK YANG COCOK	TES STATISTIK YANG SESUAI
NOMINAL	1. EKVIVALEN	MODUS FREKWENSI KOEFSIEN KONTINGENSI	TES STATISTIK NON PARAMETRIK
ORDINAL	1. EKVIVALENSI 2. LEBIH BESAR DARI	MEDIAN PERSENTIL SPEARMAN RS KENDALL T KENDALL W	
INTERVAL	1. EKVIVALENSI 2. LEBIH BESAR INTERVAL BELUM DIKETAHUI DARI 3. RASIO SEMBARANG DUA DIKETAHUI	MEAN (RATA-RATA) DEVIASI STANDAR KORELASI MOMEN HASIL KALI PEARSON KORELASI MOMEN HASIL KALI GANDA	TES STATISTIK NON PARAMETRIK DAN PARAMETRIK
RASIO	1. EKVIVALENSI 2. LEBIH BESAR INTERVAL BELUM DIKETAHUI DARI 3. RASIO SEMBARANG DUA DIKETAHUI 4. RASIO SEMBARANG DUA HARGA SKALA DIKETAHUI	*MEAN GEOMETRIK KOEFSIEN VARIASI	

PUSTAKA

- ♦ ANONYMOUS, 1975. METODE DAN PROSEDURE PELAKSANAAN SURVEY PRODUKSI PERIKANAN. DITJEN PERIKANAN. DEPTAN. JAKARTA
- ♦ CH/PMAN, DOUGLAS. G. 1990. STATISTICAL PROBLEMS IN FISHERIES IN WRITING FOR FISHERY JOURNALS A.F.S. MARYLAND
- ♦ I.A. SUPARMAN, 1986. PENGUMPULAN DAN PENYAJIAN DATA MODUL 1-9 U.T. DEPDIKBUD. JAKARTA
- ♦ KENNEDY, VICTOR S AND DEBOPAN C KENNEDY 1990. GRAPHIC AND TABULAR DISPLAY OF FISHERY DATA IN WRITING FOR FISHERY JOURNALS. A.F.S MARYLAND
- ♦ LEEDY, PAUL D., 1980. PRACTICAL RESEARCH MAC MILLAN PUBLISHING Co.Inc. NEWYORK.
- ♦ ROSS, ROBERT L. 1974. RESEARCH : AN INTRODUCTION. BARNEC AND NOBLE BOOKS .LONDON
- ♦ SIEGEL, SIONNEY . 1986. STATISTIKA NON PARAMETRIK (TERJEMAHAN) GRAMEDIA, JAKARTA
- ♦ TRIPPLE, EDWARD A., AND JOHN J HUBERT. 1990. COMMON STATISTICAL ERRORS IN FISHERY RESEARCH. IN WRITING FOR FISHERY JAOURNALS A.F.S MARRYLAND

TERIMA KASIH

BAB II

BAHAN AJAR

2.1. Data

2.1.1. Arti dan Kegunaan Data

Menurut *Webster's New, World Dictionary* : data = *thing known or assumed*, jadi data berarti sesuatu yang diketahui atau diasumsikan. (Dalam bahasa Inggris dibedakan datum sebagai tunggal dan data sebagai jamak. Di dalam buku ini data bisa berarti tunggal dan bisa berarti jamak, tergantung hubungannya dengan kalimat tertentu).

Misalnya produksi : Perikanan tahun tertentu 30 juta ton, anak Pak Karto 5 orang, hasil penjualan perusahaan "X" pada tahun 1993 mencapai 100 juta, sedangkan *diasumsikan* dapat merupakan sesuatu *pendapat, hipotesis* yang mungkin belum terjadi atau mungkin tidak benar. Merosotnya penjualan udang, menurut *anggapan* pimpinannya disebabkan karena adanya persaingan udang impor, akan tetapi ada sementara pejabat pemerintah yang beranggapan mungkin karena mutunya tidak sesuai dengan selera pembeli ? Mana yang benar dari kedua macam anggapan atau pendapat tersebut? tidak diketahui ? Untuk menjawabnya atau mengujinya harus dilakukan penelitian pasar, dengan mengumpulkan data, langsung menanyakan kepada para pembeli mengenai selera mereka terhadap udang produksi. Sebuah perusahaan dikumpulkan masalahnya dapat *dijelaskan* ! Kalau memang pembeli lebih senang udang impor, pemecahannya atau penyelesaiannya yang paling tepat ialah *mengurangi* impor udang atau *menghentikan* sama sekali. Anggapan tentang sesuatu yang belum terjadi disebut ramalan (*forcasting*).

Kegunaan data adalah antara lain :

1. Untuk mengetahui atau memperoleh gambaran tentang sesuatu keadaan atau persoalan. Pemerintah mengumpulkan data pendapatan nasional, data penduduk, data produksi perikanan dan pangan lainnya, data ekspor dan impor, penerimaan dan pengeluaran negara, data harga, data pendidikan, data kesehatan, data industri, data pertambangan, data perhubungan, data perbankan dan lain sebagainya. Maksudnya agar pemerintah mengetahui keadaan pangan, keadaan pendidikan, keadaan penduduk dan lain sebagainya dan sekaligus untuk mengetahui bila ada persoalan lainnya. Juga

perusahaan, baik milik negara maupun swasta perlu mengumpulkan data produksi, data hasil penjualan, data kebutuhan bahan mentah, data daya beli, dan lain sebagainya selain untuk mengetahui keadaan produksi, penjualan, keuangan juga sekaligus untuk mengetahui bila ada persoalan misalnya hasil penjualan yang merosot, karyawan yang resah, pasaran yang semakin sempit dan persoalan-persoalan lainnya.

2. Untuk *membuat keputusan* atau *memecahkan* persoalan. Apabila timbul persoalan, maka pimpinan atau siapa saja yang mempunyai wewenang untuk memecahkan seyogianya memecahkan persoalan tersebut. Suatu persoalan pasti ada penyebabnya! Penyebabnya mungkin lebih dari satu. *Memecahkan* persoalan berarti *menghilangkan* faktor penyebabnya tersebut. Karyawan yang loyo, kurang semangat, karena *sudah lama tidak naik pangkat, diputuskan* untuk *dinaikkan pangkatnya* (persoalan sudah dipecahkan) atau karena gajinya terlalu rendah, kemudian *diputuskan* untuk *menaikkan gajinya* (persoalan dipecahkan).

2.1.2. Syarat Data Yang Baik dan Pembagian Data

Data yang salah bila digunakan untuk membuat keputusan akan menghasilkan keputusan yang salah. Data yang salah akan menyesatkan.

Syarat data yang baik, adalah sebagai berikut :

1. Data harus *obyektif*, artinya sesuai dengan apa adanya (as it is!). Produksi perikanan menurun dikatakan meningkat, harga ikan asin Rp. 750/kg dikatakan Rp 500/kg, karyawan yang loyo dikatakan bersemangat, harga yang naik dikatakan stabil, impor yang selalu meningkat dikatakan menurun, ini semua contoh dari data yang tidak obyektif.
2. Data (yang diperoleh berdasarkan pengambilan *sample*, sebagai suatu perkiraan) harus dapat mewakili (*representative*), populasi.
3. Data (sebagai suatu perkiraan *parameter*) harus mempunyai *kesalahan baku* (*standard error*) yang kecil atau *kesalahan sampling* (*sampling error*) yang minimum.
4. Data harus tepat waktu (*up to date*). Data dikumpulkan dari waktu ke waktu (harian, bulanan, triwulan, tahunan).

Data tepat waktu, artinya data diamati pada waktu t , data pada waktu $(t-1)$ sudah tersedia. Data bulanan, bila data diamati pada bulan Agustus maka data bulan Juli sudah siap. Bila data yang akan diamati tahun 1993, data tahun 1992 sudah siap. Dalam praktiknya tepat waktu sering mempunyai pengertian relatif. Misalnya karena data sudah memasuki bulan Agustus, data bulan Mei baru siap, ini sudah dianggap tepat waktu, kalau dibandingkan dengan waktu sebelumnya!

5. Data harus ada relevansinya dengan persoalan yang akan dipecahkan (*relevancy*). Suatu masalah, penyebabnya bisa lebih dari satu faktor. Misal bila penjualan merosot, faktor penyebabnya mungkin *mutu, harga, daya beli, saingan* dari impor atau barang domestik, *biaya advertensi* berkurang, dan lain sebagainya. Bila produksi udang menurun, faktor penyebabnya mungkin *bibit, pupuk, luas tambak, curah hujan, petani*, dan sebagainya !

2.1.3. Data Menurut Level Of Measurement

Salah satu aspek penting yang perlu dipelajari dengan baik dalam memahami data untuk keperluan analisis statistik terutama statistik inferensia adalah skala pengukuran, yaitu yang menunjukkan kualitas data :

1. Skala Nominal adalah skala yang hanya mempunyai ciri untuk membedakan skala ukur yang satu dengan skala yang lain. Pada skala nominal data hanya bisa diklasifikasikan ke dalam kategori-kategori. Skala nominal merupakan skala yang paling primitif atau paling rendah atau jenis pengukuran yang paling terbatas.

Masing-masing ubahan mempunyai kedudukan yang setara.

Contoh :

- | | |
|--|--|
| <p>a. Jenis kelamin : - laki-laki
- perempuan</p> | <p>c. Warna cangkang kepiting :
- orange</p> |
| <p>b. Agama : - Islam
- Katholik
- Protestan
- Hindu
- Budha</p> | <p>- biru
- abu-abu</p> <p>d. Warna insang : - merah
- hitam</p> |

2. Skala Ordinal adalah skala yang selain mempunyai ciri untuk membedakan juga mempunyai ciri untuk mengurutkan pada rentangan tertentu. Misalkan, rentangan dari yang paling rendah sampai yang paling tinggi, dari yang paling jelek sampai yang paling baik.

Contoh :

- | | | |
|----------------------|---------------|--------------------------------|
| a. Mutu ikan segar : | - sangat baik | c. Tingkat Pendidikan Nelayan: |
| | - baik | - P.T |
| | - kurang baik | - SMU |
| b. Status Nelayan : | - juragan | - SMP |
| | - pandega | - SD |
| | | - Tidak Sekolah |

3. Skala Interval adalah skala yang selain mempunyai ciri untuk membedakan dan urutan, juga mempunyai ciri jarak yang sama.

Contoh : Rata-rata :

- a. Rata-rata temperatur (0°) perairan menurut kedalaman (m)
- b. Temperatur (0°) Cold Storage

4. Skala Rasio adalah skala yang mempunyai 4 ciri yaitu membedakan, mengurutkan, jarak yang sama dan mempunyai titik nol tulen (titik nol yang berarti) sehingga dapat menghitung rasio atau membandingkan di antara nilai.

Contoh :

- a. Panjang ikan dalam mm
- a. Berat ikan dalam gr
- b. Produksi perikanan dalam ton
- c. Luas tambak dalam Ha

2.1.4. Kriteria Data

Data Dapat Dibagi, Antara Lain :

1. Menurut Sifatnya

- a. Data *kualitatif*, ialah data yang *tidak berbentuk angka*. Misalnya:
 - eksport udang tahun 2004 menurun

- produksi perikanan meningkat
 - mutu hasil perikanan kurang baik
 - tingkat pendidikan nelayan rendah
- h. Data *kuantitatif*, ialah data yang berbentuk *angka*. Misalnya:
- Rata-rata kenaikan produksi perikanan 5%/tahun
 - Rata-rata laju peningkatan sarana penangkapan 8 %/tahun
 - Produksi Tuna dan Cakalan yang di ekspor tahun 1979 mencapai 9.979 ton

2. Menurut Sumber Data

- a. Data *internal* ialah data yang menggambarkan keadaan dalam suatu organisasi (misalnya suatu *perusahaan*, *departemen*, *negara*).

Data internal suatu perusahaan meliputi data tenaga kerja, data keuangan, data peralatan/mesin, data kebutuhan bahan mentah, data produksi, data hasil penjualan; suatu departemen antara lain meliputi data kepegawaian, data peralatan, data keuangan dan lain sebagainya; suatu negara meliputi data penduduk, data pendapatan nasional, data keuangan negara, data konsumsi, data ekspor dan impor, data investasi dan lain sebagainya. Pada dasarnya data internal meliputi data *input* dan *output* suatu organisasi, sebab suatu organisasi yang dibentuk pasti bertujuan untuk menghasilkan produksi barang atau jasa (*output*). Pimpinan atau kepala suatu organisasi harus mengelola input secara efisien dan efektif untuk mencapai *output* yang optimum.

- b. Data *eksternal* ialah data yang menggambarkan keadaan di luar suatu organisasi. Kehidupan suatu perusahaan misalnya dipengaruhi oleh faktor-faktor yang berasal baik dari dalam maupun dari luar perusahaan tersebut. Data menggambarkan faktor-faktor yang mungkin mempengaruhi kehidupan perusahaan antara lain daya beli masyarakat, selera masyarakat, saingan dari barang sejenis baik dari impor maupun produksi domestik, perkembangan harga, dan keadaan perekonomian pada umumnya. juga kehidupan suatu negara dipengaruhi oleh kejadian-kejadian yang terjadi di luar negara tersebut seperti krisis moneter, krisis energi, Perang Teluk, naik-turunnya GNP negara pengimpor barang produksi dari negara tersebut !

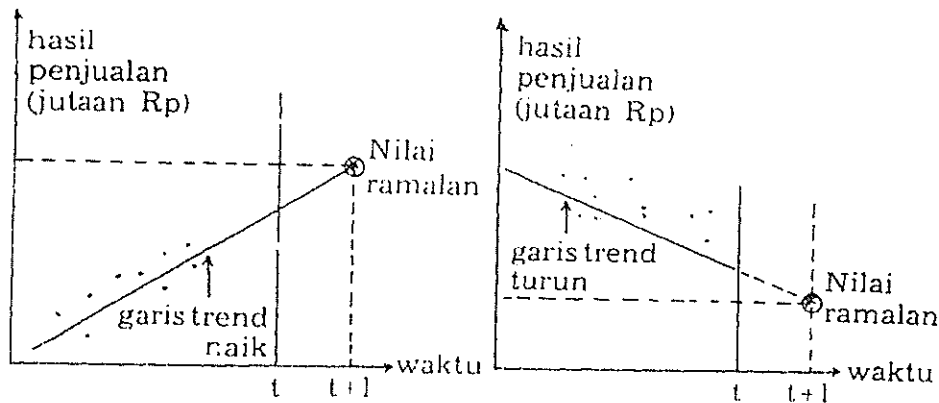
3. Menurut Cara Memperolehnya.

- a. Data *primer* ialah data yang *dikumpulkan langsung dari obyeknya dan diolah sendiri* oleh suatu organisasi atau perorangan. Misalnya suatu perusahaan mendatangi para nelayan menanyakan tentang jumlah jaring yang digunakan dan ukuran mata jaringnya; motoryang digunakan dan kekuatan yang dibutuhkan; dan seterusnya. Departemen Perikanan mengumpulkan langsung harga-harga produksi-produksi perikanan di pasaran, Biro Pusat Statistik mengumpulkan data produksi perikanan dengan melakukan survei dan kemudian mengolahnya.
- b. Data *sekunder* ialah data yang diperoleh oleh suatu organisasi atau perusahaan dalam bentuk yang sudah jadi berupa publikasi. (Pihak lain yang mengumpulkan dan mengolahnya!). Suatu departemen atau perusahaan memperoleh data penduduk, pendapatan nasional, indeks harga konsumen dari Biro Pusat Statistik dan data perbankan dari Bank Indonesia !

4. Menurut Waktu Pengumpulannya

- a. Data "*cross section*" ialah data yang dikumpulkan pada suatu waktu tertentu untuk menggambarkan keadaan pada waktu tersebut. Misalnya pendapatan nasional tahun 1991 menggambarkan keadaan pendapatan tingkat nasional pada tahun 1991, produksi dan penjualan suatu perusahaan tahun 1992 menggambarkan keadaan produksi dan penjualan tahun 1992 dan lain sebagainya.
- b. Data berkala ("*time series*") ialah data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu untuk menggambarkan perkembangan / pertumbuhan. Data produksi perikanan laut dari tahun 1968 sampai dengan 1974 (Tabel 1) menggambarkan perkembangan produksi perikanan laut.

Data berkala dapat dipergunakan untuk dasar penarikan *garis trend*, ialah suatu garis yang dapat menunjukkan arah perkembangan secara umum. *Garis trend* dapat dipergunakan untuk membuat ramalan dan selanjutnya data hasil ramalan (*forecasting*) sangat berguna untuk dasar pembuatan perencanaan.



Analisis yang menggunakan data "*cross section*" disebut "*cross section analysis*" yang sifatnya statis oleh karena tidak memperhitungkan adanya perubahan-perubahan, karena perubahan waktu, sedangkan analisis yang didasarkan atas data berkala disebut analisis berkala ("*time series analysis*") yang sifatnya dinamis oleh karena sudah memperhitungkan adanya perubahan-perubahan, misalnya perubahan dari waktu ($t-1$) ke t dan dari t ke ($t+1$). Untuk memuat ramalan lebih sering dipergunakan data berkala.

2.2. Penyajian Data

2.2.1. Pendahuluan

Data yang telah dikumpulkan dan diolah baik dari populasi maupun dari sampel, selanjutnya perlu ditata atau diatur atau diorganisir, yaitu disajikan secara sistematis dan rapi sehingga dapat dengan mudah dan cepat dimengerti oleh orang yang berkepentingan dengan data tersebut, para pengambil keputusan atau eksekutif / manager, direktur, dan lain-lain.

Secara garis besar ada dua cara untuk menyajikan data, yaitu dengan *tabel* dan *grafik*. Penyajian data dengan tabel dan grafik, saling berkaitan, karena pada dasarnya sebelum dibuat grafik terlebih dahulu perlu dibuat tabel. Penyajian data dengan grafik dikatakan lebih komunikatif karena dalam waktu singkat seseorang akan dapat dengan mudah memperoleh gambaran dan kesimpulan mengenai suatu keadaan. Dengan membaca data pada tabel dan grafik, para eksekutif akan cepat dan mudah mengetahui situasi dan kondisi perusahaannya sehingga dapat diambil tindakan-tindakan atau kebijakan-kebijakan yang tepat.

Dilihat dari waktu pengumpulannya, kita mengenal dua jenis data, yaitu *data yang dikumpulkan pada suatu waktu tertentu yang disebut cross section data*, dan *data yang*

dikumpulkan dari waktu ke waktu yang disebut data berkala. Data yang dikumpulkan pada suatu waktu tertentu adalah data yang dipakai untuk menggambarkan keadaan / peristiwa / kegiatan pada waktu yang bersangkutan (tahun tertentu, bulan tertentu, minggu tertentu, hari tertentu dan sebagainya). Waktu tertentu juga bisa berarti satu periode tertentu, apabila ssatu periode dianggap sebagai kesatuan waktu, misalnya, keadaan dalam 5 tahun Pelita I , Pelita II, dan seterusnya. Sedangkan data berkala adalah data yang dipakai untuk menggambarkan keadaan / peristiwa / kegiatan dari waktu ke waktu (tahun ke tahun, bulan ke bulan, minggu ke minggu ke minggu, hari ke hari, dan seterusnya).

Data berkala dapat dipakai untuk membuat garis kecenderungan (*trend*), yaitu suatu garis yang menunjukkan arah atau pola perkembangan secara umum. Dengan garis trend selanjutnya dapat dibuat ramalan atau proyeksi mengenai suatu keadaan yang dapat dipakai sebagai dasar dalam membuat perencanaan, seperti ramalan pengeluaran, ramalan harga, ramalan keuntungan, ramalan pertumbuhan ekonomi, ramalan inflasi, dan sebagainya.

2.2.2. Penyajian Data Dengan Tabel

Tabel atau daftar merupakan kumpulan angka yang disusun menurut kategori-kategori atau karakteristik-karakteristik data sehingga memudahkan analisis data. Misalnya, jumlah penduduk menurut jenis kelamin; jumlah nelayan menurut tingkat pendidikan dan golongan; jumlah kapal ikan menurut umur, mesin, dan ukurannya.

Pada bagian ini akan dipelajari cara membuat tabel dan jenis-jenis tabel. Ada tiga jenis tabel yang akan dipelajari, yaitu *tabel satu arah atau satu komponen*, *tabel dua arah atau dua komponen*, dan *tabel tiga arah atau tiga komponen*. Secara umum, penyusunan tabel memerlukan identitas seperti judul atau nama tabel, judul baris, judul kolom, badan tabel, catatan dan sumber, atau keterangan yang diperlukan. Perhatikan contoh berikut ini.

Judul Tabel			
Judul Baris	sel	sel	sel
	sel	sel	sel
	sel	sel	sel

} Judul Kolom

} Badan Tabel

Sumber :

Judul tabel atau nama tabel ditulis di bagian paling tengah teratas, dalam beberapa baris, semuanya dengan huruf besar atau semuanya dengan huruf kecil. Judul tabel dibuat sesingkat-singkatnya tetapi mencerminkan keseluruhan keadaan yang digambarkan, seperti mengenai apa, jenis apa, tempat, dan waktu. Tiap baris hendaknya menyatakan sesuatu dengan lengkap dan sebaiknya jangan melakukan pemisahan bagian kata atau kalimat. Judul kolom sebaiknya ditulis dengan singkat dan jelas, bisa dalam beberapa baris tanpa pemutusan kata. Demikian juga untuk judul baris. Sel tabel adalah tempat menuliskan nilai-nilai data. Di bagian kiri bawah dicantumkan catatan dan sumber yang menjelaskan darimana data dikutip. Jika tidak terdapat sumber berarti data dalam tabel dianggap dikumpulkan atau dihitung sendiri oleh penulisnya.

Selain itu, masih ada ketentuan lain yang perlu diperhatikan dalam membuat tabel, seperti:

1. Nama-nama sebaiknya disusun menurut abjad
2. Waktu disusun secara berurutan / kronologis, misalnya 1990, 1991, 1992, dan seterusnya; dan
3. Kategori dicatat menurut kebiasaan, misalnya laki-laki dulu baru perempuan, besar dulu baru kecil, untung dulu baru rugi, dan sebagainya.

Ketentuan-ketentuan itu perlu dilakukan, selain karena memang biasa dipakai, juga untuk memudahkan pencarian, pembacaan, dan analisis.

Berikut ini akan dijelaskan jenis-jenis tabel

1. Tabel Satu Arah

Tabel satu arah atau tabel satu komponen adalah tabel yang hanya terdiri atas satu kategori atau karakteristik data. Misalnya:

- a. Data luas hutan bakau dalam Ha menurut propinsi
- b. Data jumlah nelayan menurut tingkat pendidikan
- c. Data produksi ikan laut di Jawa Tengah menurut kabupaten
- d. Data produksi perikanan menurut jenis ikan di TPI se kodya Semarang

Tabel 1. Luas Hutan Bakau di Indonesia (Ha)

Propinsi	Luas (Ha)
Irian Jaya	2.934.00
Sumatra	397.000
Sumatra Selatan	195.000
Riau	75.000
Sumatra Utara	60.000
Aceh	50.000
Lampung	17.000
Maluku	100.000
Kalimantan	90.000
Kalimantan Timur	20.000
Kalimantan Selatan	20.000
Kalimantan Tengah	10.000
Kalimantan Barat	40.000
Sulawesi	53.000
Sulawesi Selatan	24.000
Sulawesi Tenggara	29.000
Jawa	40.441
Jawa Barat	20.400
Jawa Tengah	14.041
Jawa Timur	6.000
Nusa Tenggara	3.678
Jumlah Luas	3.627.119

Sumber : Hardjosentono (1981) dalam M.Unar 1982.

Evaluasi Survei Hutan Bakau Dirjen Perikanan Deptan

2. Tabel Dua Arah

Tabel dua arah atau dua komponen menunjukkan dua kategori atau dua karakteristik data. Misalnya :

- Data pegawai, yaitu jumlah pegawai menurut masa kerja dan pendidikan, masa kerja dan golongan, asal daerah dan agama, dan sebagainya
- Data kapal ikan, menurut umur dan merek, umur dan jenis, merek dan ukuran, dan sebagainya
- Data jumlah nelayan menurut lapangan pekerjaan dan jenis kelamin, umur dan jenis kelamin, daerah dan agama, tingkat pendidikan dan statusnya dstnya
- Data perkembangan jenis dan jumlah alat tangkap

Tabel 2. Jenis dan Jumlah Alat Penangkap Ikan Di Kecamatan Tanete Riattang Kabupaten Bone, Tahun 1968 – 1979.

Jenis Alat	Jumlah Alat Tahun (unit)							
	1968 ²⁾	1969 ¹⁾	1970 ¹⁾	1971 ¹⁾	1972 ¹⁾	1976 ²⁾	1978 ²⁾	1979 ³⁾
1. Payang (pancang)	79	79	79	12	18	td	49	6
2. Jaring insang	48	69	69	131	td	td	104	215
3. Sero	td	td	td	11	18	td	29	18
4. Bagau	21	21	21	39	46	td	54	38
5. Pancing	200	200	200	242	170	308	30	473
6. Bubu	75	75	75	td	td	td	td	0
7. Sodo	11	11	11	td	td	td	td	0
8. Jala kepiting	4	4	4	td	td	td	td	0
Jumlah	488	509	509	435	365	531	538	751

Keterangan :

- 1). Sumber : Salain (1974)
- 2). Sumber : Dinas Perikanan Kabupaten Bone
- 3). Hasil pencatatan penulis
- td). Tidak ada data

Sumber : M.Natsir Nessa dan W.L. Collier 1983. Workshop Sosek Perikanan Indonesia. Balitbang, Deptan

3. Tabel Tiga Arah

Tabel tiga arah atau tiga komponen menunjukkan dua kategori atau dua karakteristik data. Misalnya :

- a. data pegawai Dinas Perikanan Jawa Tengah menurut umur, golongan, dan pendidikan ; umur, jenis kelamin, dan masa kerja
- b. data kapalikan menurut umur, merek, dan jenis ; merk, jenis, dan ukuran
- c. data nelayan menurut umur, tingkat pendidikan dan statusnya, jenis kelamin, lapangan
- d. data investasi disektor perikanan di Jawa Tengah menurut negara asal, jenis usaha, dan skala usaha ; negara asal, lokasi usaha, dan jenis usaha

Tabel 3. Menunjukkan Jumlah dan Kapasitas Berbagai Macam Alat Pendingin Di Berbagai Daerah Pada Tahun 1979

Daerah	Coldstorage		Pabrik Es		Cool Room	
	Jumlah Unit	Kapasitas (ton)	Jumlah Unit	Kapasitas (ton)	Jumlah Unit	Kapasitas (ton)
Sumatra	14	2650	90	1175	11	167
Jawa	17	3610	134	2250	13	416
Kalimantan	9	1520	48	250	4	14
Sulawesi	2	200	18	132	3	28
Maluku, Irian Jaya	8	1100	9	75	-	-
Jumlah	50	9080	299	3882	28	625

Sumber : Nurzali. 1983. Workshop Sosial Ekonomi Perikanan Indonesia. Balitbang, Deptan.

2.2.3. Penyajian Data Dengan Grafik / Diagram

Telah dijelaskan sebelumnya bahwa penyajian data dengan grafik / diagram lebih komunikatif dan dalam waktu singkat dapat diketahui suatu keadaan yang memerlukan keputusan. Secara visual grafik merupakan gambar-gambar yang menunjukkan data berupa angka dan biasanya dibuat berdasarkan tabel yang telah ada sebelumnya. Ada beberapa jenis grafik yang akan kita pelajari, yaitu :

1. Grafik garis (*line chart*)
2. Grafik batang/balok (*bar chart*)
3. Grafik lingkaran (*pie chart*)
4. Grafik gambar (*pictogram*)
5. Grafik berupa peta (*cartogram*)

1. Grafik Garis

Grafik garis atau diagram garis dipakai untuk menggambarkan suatu keadaan berupa data berkala. Misalnya, jumlah kelahiran tiap tahun, pertumbuhan ekonomi tiap tahun, pendapatan perkapita dari tahun 1990-1995, banyaknya bayi yang lahir di rumah sakit per bulan dalam 1 tahun, dan seterusnya.

Ada beberapa jenis grafik garis, yaitu grafik garis tunggal (*single line chart*), grafik garis berganda (*multiple line chart*), grafik garis komponen berganda (*multiple component line*

chart), grafil. garis komponen persentase berganda (*multiple percentage component line chart*), dan grafik garis berimbang (*net balanced line chart*).

a. Grafik Garis Tunggal

Grafik garis tunggal adalah grafik yang terdiri atas satu garis yang menggambarkan perkembangan suatu keadaan/kejadian berupa data berkala dari waktu ke waktu.

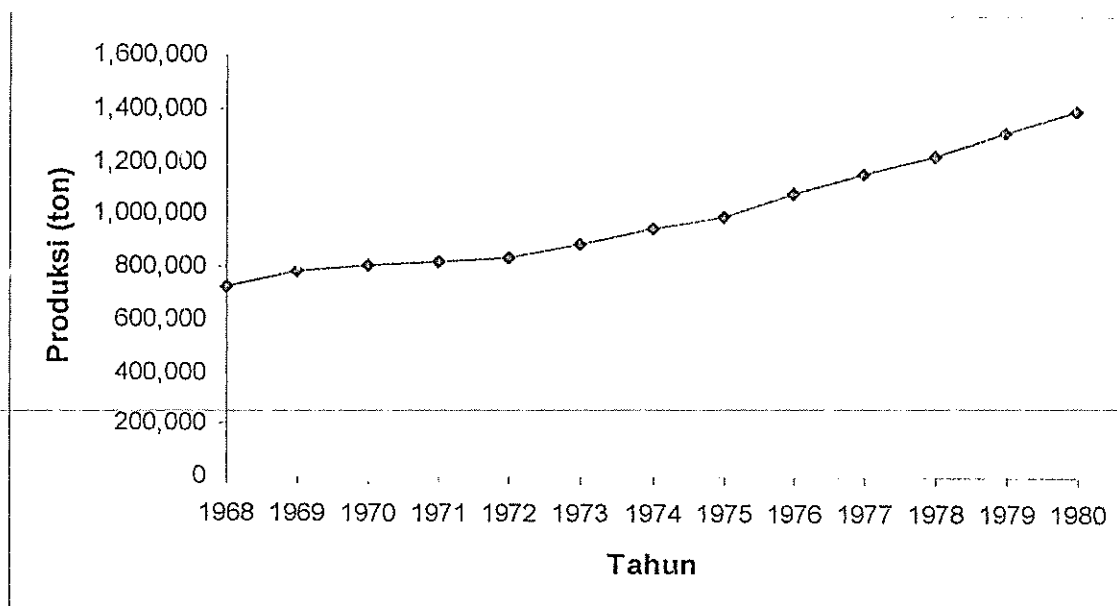
Untuk menggambarkan grafik garis diperlukan sumbu datar (sumbu X) dan sumbu tegak (sumbu Y).

Contoh :

Tabel 4. Produksi Perikanan Laut

Tahun	Produksi (ton)	Tahun	Produksi (ton)
1968	722.512	1975	996.856
1969	785.344	1976	1.081.589
1970	807.391	1977	1.157.691
1971	820.447	1978	1.227.386
1972	836.289	1979	1.317.744
1973	888.518	1980	1.401.00
1974	948.566		

Grafik 1. Produksi Perikanan Laut dari Tahun 1968 s/d 1980



b. Grafik Garis Ganda

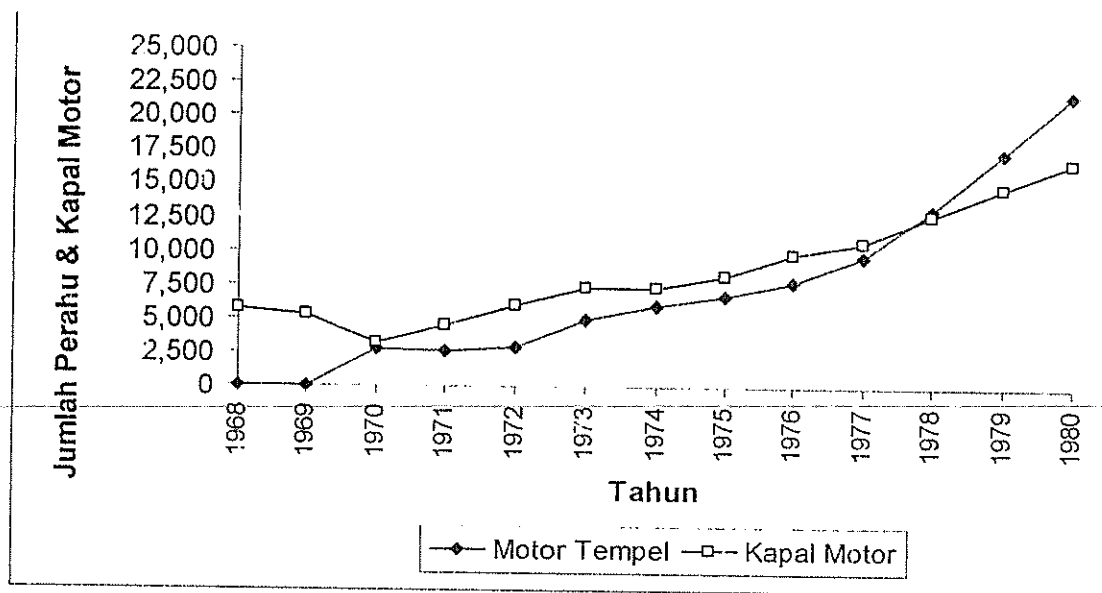
Grafik garis berganda adalah grafik yang terdiri atas beberapa garis yang menggambarkan perkembangan beberapa keadaan dari waktu ke waktu.

Contoh :

Tabel 5. Jumlah Perahu dan Kapal Motor Indonesia

Tahun	Perahu Tanpa Motor	Perahu / Kapal Motor	
		Motor Tempel	Kapal Motor
1968	278.206	-	5.707
1969	275.314	-	5.319
1970	289.402	2.798	3.236
1971	277.662	2.652	4.524
1972	286.463	2.877	5.941
1973	230.615	5.019	7.248
1974	257.164	5.931	7.274
1975	242.221	6.771	8.160
1976	228.244	7.746	9.735
1977	228.228	9.601	10.715
1978	222.121	13.226	12.766
1979	225.804	17.343	14.758
1980	230.500	21.800	16.700

Grafik 2. Jumlah Perahu dan Kapal Motor Indonesia dari Tahun 1968 s/d 1980



2. Grafik Batang

Cara menggambar grafik batang caranya hampir sama dengan menggambarkan grafik garis. Hanya di dalam grafik batang untuk mengatakan suatu keadaan digunakan batang/balok bukan garis. Seperti juga pada grafik garis, grafik batang pun terdiri atas beberapa jenis, di antaranya grafik batang tunggal dan grafik batang ganda.

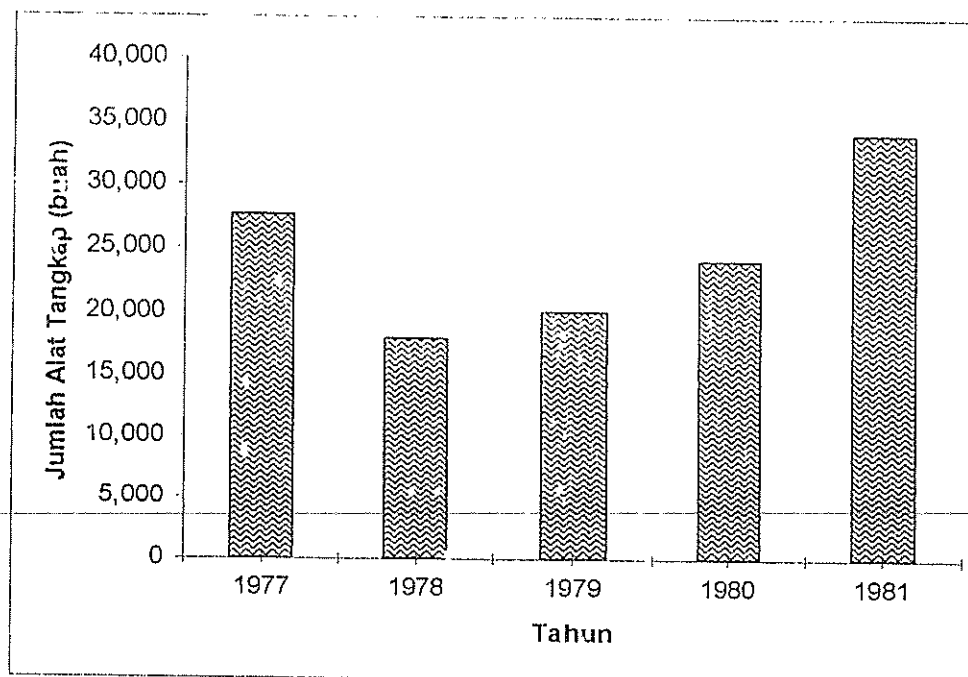
a. Grafik Batang Tunggal

Contoh :

Tabel 6. Jumlah Alat Tangkap Di Jawa Tengah dari Tahun 1977 s/d 1981

Tahun	Jumlah Alat Tangkap
1977	27.726
1978	17.830
1979	20.136
1980	24.050
1981	34.010

Grafik 3. Jumlah Alat Tangkap Di Jawa Tengah dari Tahun 1977 s/d 1981



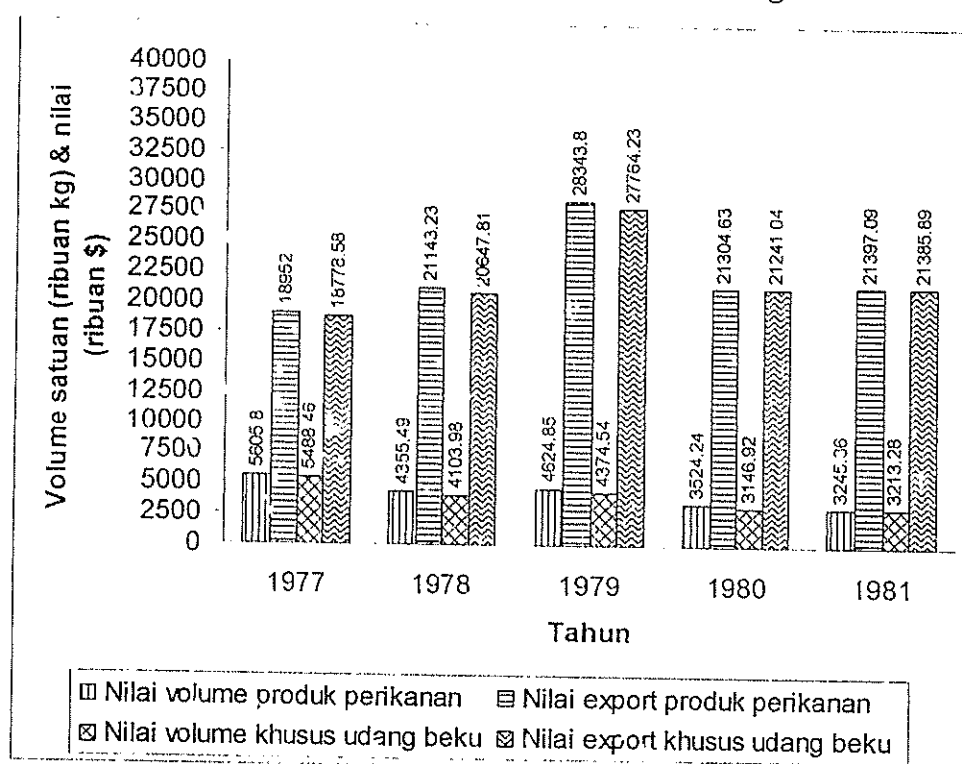
b. Grafik Batang Ganda

Contoh :

Tabel 7. Perkembangan Export Produk Perikanan Jawa Tengah Tahun 1977 – 1981

Tahun	Produk Perikanan (total)		Udang Beku	
	Volume	Nilai Export	Volume	Nilai Export
1977	5.605,80	18.952,00	5.488,46	18.778,58
1978	4.355,49	21.143,23	4.103,98	20.647,81
1979	4.624,85	28.343,80	4.274,54	27.764,23
1980	3.524,24	21.304,63	3.146,92	21.241,04
1981	3.245,36	21.397,09	3.213,28	21.385,89

Grafik 4. Perkembangan Export Produk Perikanan Jawa Tengah Tahun 1977 – 1981

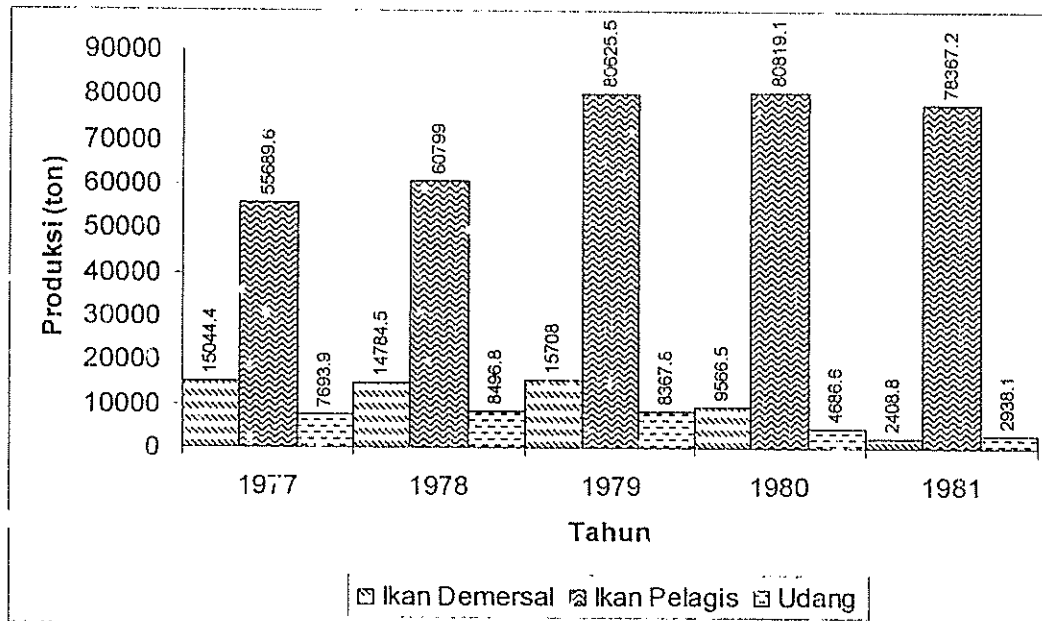


Tabel 8. Perkembangan Produksi Ikan Demersal, Pelagis dan Udang Di Jawa Tengah

Tahun 1977 s/d 1981

Tahun	Ikan Demersal	Ikan Pelagis	Udang
1977	15.044,4	55.689,6	7.693,9
1978	14.784,5	60.799,0	8.496,8
1979	15.708,0	80.625,5	8.367,8
1980	9.566,5	80.819,1	4.686,6
1981	2.408,8	78.367,2	2.938,1

**Grafik 5. Perkembangan Produksi Ikan Demersal, Pelagis dan Udang Di Jawa Tengah
Tahun 1977 s/d 1981**



3. Grafik Lingkaran

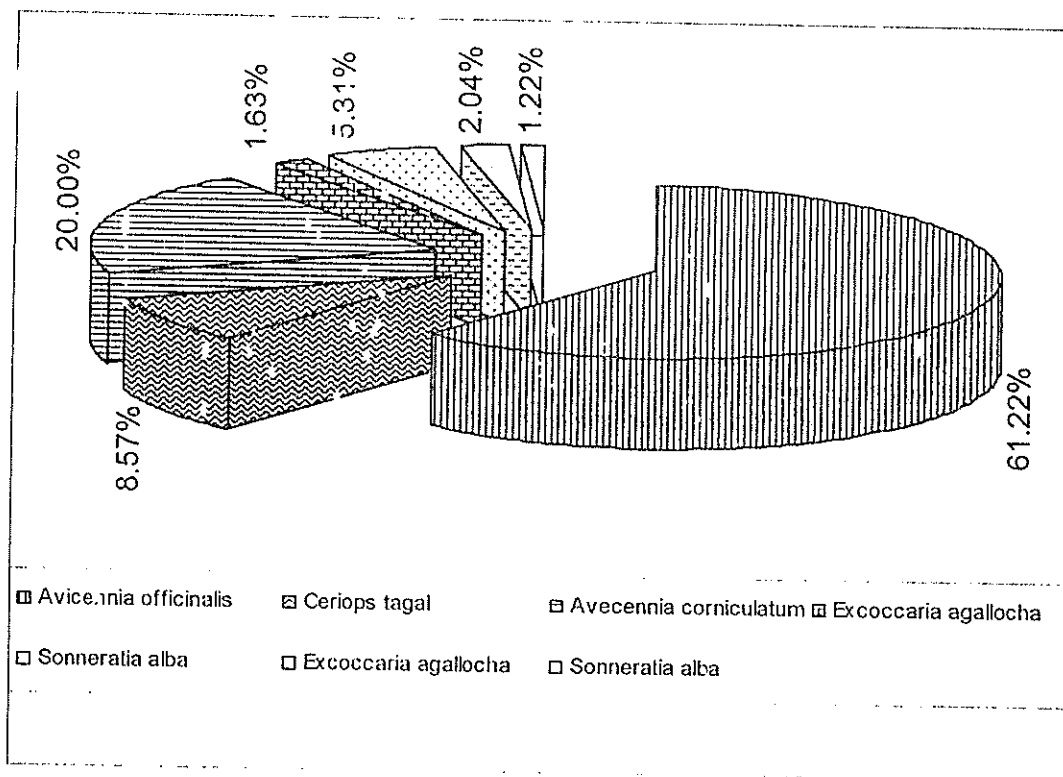
Cara lain yang juga sering dipakai untuk menggambarkan data adalah dengan grafik lingkaran. Untuk membuat grafik lingkaran, gambarkanlah suatu lingkaran, lalu dibagi-bagi menjadi beberapa bagian sesuai dengan kepentingan. Tiap bagian menunjukkan karakteristik data yang terlebih dahulu diubah menjadi derajat.

Contoh :

**Tabel 9. Kerapatan Relatif (%) Berbagai Macam Spesies Bakau Penting Pada Tingkat
Semai (Diolah Dari Sumber Pustaka)**

Jenis	Jumlah Anakan	Kerapatan Relatif (%)
<i>Avicennia officinalis</i>	150	61,2
<i>Ceriops tagal</i>	21	8,57
<i>Avecennia corniculatum</i>	49	20,00
<i>Excoccaria agallocha</i>	4	1,63
<i>Sonneratia alba</i>	13	5,30
<i>Excoccaria agallocha</i>	5	2,04
<i>Sonneratia alba</i>	3	1,22
Jumlah	245	99,95

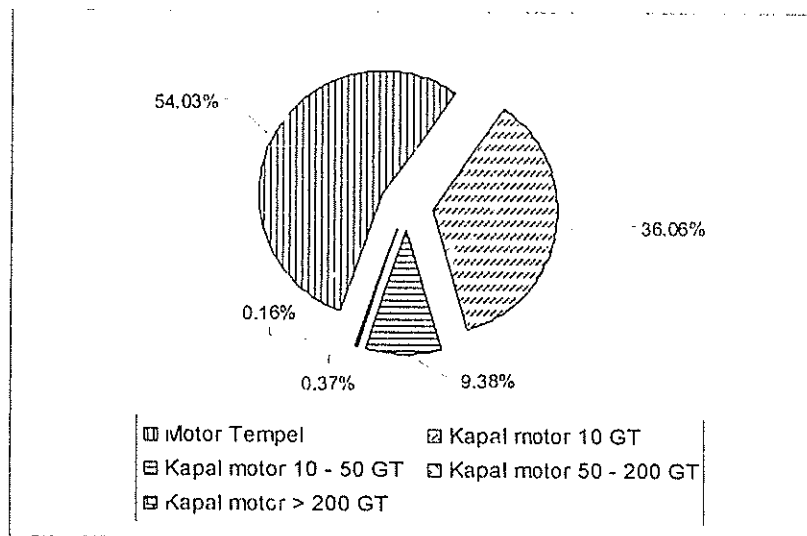
Grafik 6. Kerapatan Relatif (%) Berbagai Macam Spesies Bakau Penting Pada Tingkat Semai (Diolah Dari Sumber Pustaka)



Tabel 10. Jumlah dan Jenis Perahu / Kapal Motor Tahun 1979

Motor Tempel	Jumlah	%
Motor tempel	17.343	54,0
Kapal motor :		
10 GT	11.575	36,1
10 – 50 GT	3.012	1,4
50 – 200 GT	120	0,4
> 200 GT	57	0,1
Jumlah	32.101	100

Grafik 7. Jumlah dan Jenis Perahu / Kapal Motor Tahun 1979



4. Grafik Gambar

Grafik gambar adalah grafik berupa gambar atau lambang. Grafik gambar sering dipakai untuk mendapatkan suatu gambaran yang agak kasar mengenai suatu keadaan dan merupakan alat visual bagi orang awam. Grafik gambar dapat menampilkan suatu keadaan dengan cara yang sangat menarik, lebih-lebih bila lambang atau gambar yang dipilih bagus dan menarik. Lambang yang dipilih biasanya bergantung pada karakteristik datanya. Misalnya, data jumlah penduduk digambarkan atau dilambangkan dengan orang, data gedung digambarkan dengan gedung, data hasil pertanian digambarkan dengan pohon-pohonan, atau buah-buahan, dan sebagainya. Kesulitan yang dihadapi adalah untuk menggambarkan sesuatu yang tidak penuh. Misalnya, bila satu gambar orang menyatakan 1000 penduduk, maka kita sulit menggambarkan penduduk yang jumlahnya 250 orang, karena sulit membuat gambar seperempat orang.

2.3. Analisa Data

Menurut Webster's New World Dictionary. Analisa (analysis). (1) a separating or breaking up of any whole into its parts so as to find out their nature, proportion, relationships, etc. (2) a statement of the results of this process. Mempunyai dua arti sebagai berikut :

1. Menguraikan/memecahkan suatu keseluruhan menjadi bagian-bagian/ komponen-komponen yang lebih kecil, sesuai dengan tujuan analisa, agar supaya :
 - a. Dapat mengetahui komponen yang mempunyai sifat menonjol atau mempunyai nilai yang ekstrim.
 - b. Dapat melakukan perbandingan antar komponen dengan menggunakan nilai rasio.
 - c. Dapat melakukan perbandingan antara komponen dengan keseluruhan, dengan menggunakan nilai proporsi (presentase).
2. Memperkirakan atau memperhitungkan besarnya pengaruh secara kuantitatif dari perubahan suatu (beberapa) kejadian terhadap suatu kejadian (beberapa) kejadian lainnya.

Misalnya pengaruh dari kenaikan gaji terhadap prestasi kerja, pengaruh dari kenaikan harga minyak terhadap harga makanan, pengaruh kenaikan biaya advertensi terhadap hasil penjualan, pengaruh kenaikan penggunaan pupuk terhadap produksi padi, pengaruh kenaikan import tekstil terhadap hasil penjualan tekstil dari PN Sandang, pengaruh dari penurunan bunga deposito terhadap jumlah tabungan deposito, pengaruh penurunan tarif pajak terhadap penerimaan pajak, dan lain sebagainya. Sebetulnya analisa jenis kedua ini sangat penting bagi decision maker / policy maker. Oleh karena setiap kebijaksanaan pada dasarnya menghendaki suatu perubahan.

Kalau pemilik perusahaan menaikkan biaya advertensi apakah hal ini diikuti dengan kenaikan hasil penjualan, apakah kenaikan penggunaan pupuk diikuti dengan kenaikan produksi dan sebagainya. Analisa semacam ini hasilnya sangat berguna untuk dasar evaluasi, apakah kebijaksanaan-kebijaksanaan yang ditempuh oleh para pimpinan benar-benar mencapai sasarannya atau tidak.

Penyajian data dalam tabel dan grafik sangat membantu di dalam pembuatan analisa. Suatu hasil penjualan sebanyak Rp. 200 juta dalam tahun 1980, tidak dapat dianalisa sebelum ada penguraian lebih lanjut dari angka tersebut. Penyajian data dalam bentuk tabel dapat menguraikan hasil penjualan sebanyak Rp. 200 juta menjadi komponen-komponen (kategori-kategori). Misalnya penjualan menurut jenis komoditas, daerah penjualan, dan lain sebagainya. Penguraian menjadi komponen-komponen / bagian-bagian / kategori-kategori harus disesuaikan dengan tujuan analisa, pendek kata analisa itu diharapkan ingin mengetahui apa ?

Tahap berikutnya adalah permintaan tabel-tabel dan hitungan-hitungan statistik dari komputer yang sudah siap dalam pengolahan data. Tentunya sebelum tahap ini dikomputer sendiri telah melaksanakan validasi, apakah data yang diproses sudah bersih artinya sudah benar atau belum. Permintaan ini tidak lepas dari kerangka metode analisis yang akan dipergunakan.

2.4. Kerangka Metode Analisis

Metode analisis tidak lepas dengan metode statistik yang ada; kemampuan komputer atau software yang tersedia. Metode statistik yang ada, dari statistik deskriptif, statistik induktif, multivariate dan lainnya merupakan alat yang amat baik dalam analisis data. Sebagai reviu mungkin perlu ditulis cakupan metode statistik ini, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Statistik deskriptif : penyajian tabel dan grafik, distribusi frekuensi, ukuran lokal (rata-rata median, modus, kuartil dan lain-lain), ukuran dispersi (simpangan baku, variance, koefisien variasi, intrakwartilw, dan lain-lain) ukuran kemencengan, keruncingan, angka indeks, regresi sederhana, korelasi dan lain-lain.
2. Statistik induktif : teori probabilitas (konsep saling asing, independen, dan lain-lain), diagram Venn. Distribusi teoritis (binomial, poisson, normal, t , f , χ^2 , dan lain-lain) Teori Sampling, Pendugaan, Penyajian Hipotesa, Multiple regresi, dan lain – lain.
3. Statistik lanjutan, Anova, Anacova, Non parametric, dan lain-lain.
4. Multivariate, multivariate distribusi teoritis (normal, wizar, hotelling dan lain-lain), principle comonent, faktor analysis, canonical correlation, discriminant anlysis, indexing dan lain-lain.

Dengan mengetahui metode tersebut, dan mengetahui kerangka analisis menurut skala pengukuran dan pengetahuan empiris (literatur, pengalaman dan lain-lain), maka seorang analis bisa membuat kerangka metode analisis yang baik. Dengan kerangka metode analisis yang terorganisir maka permintaan tabel-tabel dan perhitungan-perhitungan statistik yang diminta menjadi sangat efisien dan mudah dilaksanakan. Disini mahasiswa dituntut untuk merancang kerangka tabel analisis dari suatu kuesioner.

BAB III

CONTOH ANALISIS DATA

3.1. Penarikan Contoh (Sampling)

Dasar yang ideal untuk pengkajian stok adalah tersedianya data yang sepenuhnya mewakili suatu stok, paling tidak pada saat stok tersebut telah masuk ke perikanan, tanpa adanya kesalahan sistematis atau bias. Meski dalam prakteknya tidak mungkin mendapatkan data dengan kualitas yang demikian. Hal ini harus merupakan sasaran dari tiap program pengumpulan data perikanan, untuk memperoleh data yang sepenuhnya mewakili populasi yang diteliti, mengetahui sumber-sumber bias dan menemukan cara-cara memperbaiki bias tersebut.

Teori lengkap tentang penarikan contoh dalam beberapa buku tersedia secara luas, seperti Raj (1968), Som (1973) atau Cochran (1977).

Bagian pertama bab ini, membahas beberapa aspek dasar dari penarikan contoh, dengan penekanan pada penarikan contoh acak. Bagian kedua menyajikan contoh suatu tipe perikanan demersal tropis, di mana beragam spesies yang didaratkan, sebagian dipisahkan, untuk konsumsi manusia, dan sebagian lagi berupa campuran dalam bentuk hasil tangkapan sampingan (HTS, *by-catch*, untuk produksi tepung ikan atau keperluan lain). Sasaran dari contoh ini untuk menunjukkan betapa rumitnya program penarikan contoh yang harus sedemikian rupa untuk memperoleh sampel yang mewakili suatu perikanan tertentu dan bagaimana 'faktor pelipatan' (*raising factor*) harus diterapkan untuk menggambarkan suatu perikanan dari spesies tertentu.

Contoh ini disusun berdasarkan pengalaman dalam kursus lanjutan pengkajian stok ikan FAO/DANIDA, di mana banyak rangkaian data dari perikanan tropis tampak tidak lengkap atau bias, karena kesalahan dalam rancangan dan/atau pelaksanaan program penarikan contoh (lihat Venema et al., 1988).

Penarikan contoh yang baik memerlukan investasi besar dan bersifat jangka panjang dalam bentuk tenaga dan dana. Oleh karena itu, penting sekali bahwa program penarikan contoh dirancang sedemikian rupa sehingga dapat menghasilkan data yang diperlukan untuk

pengkajian dan pengelolaan perikanan spesies penting, dan data tersebut memenuhi standar yang dirumuskan oleh kelompok kerja internasional dan nasional.

3.2. Penarikan Contoh Acak Sederhana

Kita kembali ke masalah pendugaan rata-rata panjang. Suatu dugaan dikatakan “tidak bias” jika dugaan ulangnya menyimpang dari nilai sebenarnya hanya terjadi secara acak. “Nilai sebenarnya” adalah parameter nilai yang akan kita peroleh dari pengukuran seluruh spesimen dari populasi total. Suatu dugaan adalah “bias” jika dugaan tersebut secara sistematis menyimpang dari nilai sebenarnya. Dengan dugaan yang tidak bias kita dapat mendekati nilai sebenarnya sedekat mungkin dengan cara memperbesar ukuran sampel. Dengan dugaan yang bias akan selalu ada penyimpangan antara nilai dugaan dengan nilai sebenarnya, dan deviasinya tidak tergantung kepada ukuran besarnya sampel.

Untuk memperoleh dugaan rata-rata panjang yang tidak bias maka sampel yang ditarik harus merupakan “sampel acak”, yakni tiap ikan dari stok tersebut harus mempunyai peluang yang sama untuk dijadikan sampel. Dengan asumsi dapat diperoleh sampel acak (yang dalam praktek sangat sulit), berapa banyak ikan, n , yang akan diperlukan dalam sampel untuk memperoleh suatu ketelitian-awal tertentu?

Umpama kita memerlukan suatu dugaan rata-rata panjang yang deviasinya tidak lebih dari 7% dan panjang rata-rata sebenarnya dan kita ingin 95% yakin. Kita akan memerlukan batas atas dan batas bawah kepercayaan 95% tidak menyimpang lebih dari 7% dari dugaan rata-rata, $\bar{x}$, Jadi deviasinya $t_{n-1} * s / \sqrt{n}$ harus mempunyai nilai maksimum $0.07 * \bar{x}$, atau

$$t_{n-1} * \frac{s}{\sqrt{n}} = 0.07 * \bar{x}$$

atau lebih umum :

$$t_{n-1} * \frac{s}{\sqrt{n}} = \epsilon * \bar{x}$$

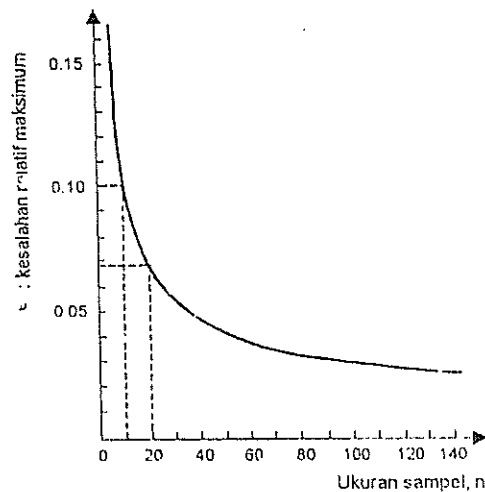
di mana ϵ adalah kesalahan relatif maksimum “error relatif maksimum” (dalam hal ini $\epsilon = 0.07$). Pemecahan persamaan ini sehubungan dengan n adalah :

$$n = \left[\frac{t_{n-1} * s}{\epsilon * \bar{x}} \right]^2 \quad (3.2.1)$$

Untuk menerapkan Persamaan 3.2.1 dalam memperkirakan banyaknya sampel yang diperlukan kita harus sudah mengetahui deviasi standar, s , dari sampel terdahulu.

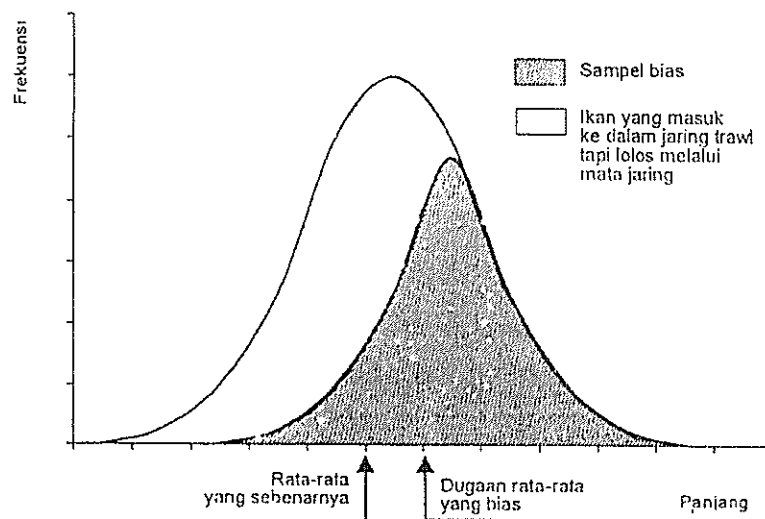
Kita juga dapat memecahkan Persamaan 3.1.1 sehubungan dengan ϵ , misalnya dengan menggunakan dugaan $s = 2.20$ dan $\bar{x} = 15.07$

$$\epsilon = \frac{t_{n-1} * 2.20}{15.07 * \sqrt{n}} = 0.146 * \frac{t_{n-1}}{\sqrt{n}}$$



Gambar 3.2.1. Kesalahan relatif maksimum (ϵ) dari dugaan rata-rata panjang sebagai fungsi dari ukuran sampel (n)

Dalam Gambar 3.1.1 kesalahan relatif maksimum, E , dinyatakan sebagai fungsi dari ukuran sampel, n . Perhatikan bahwa jika $n > 50$, dengan memperbesar n kita hanya memperoleh penurunan error yang relatif kecil. Tapi, peningkatan dari $n = 10$ ke $n = 20$, menghasilkan penurunan error relatif dari 10%, sampai 6.8%.



Gambar 3.2.2. Contoh dari bias : bias akibat seleksi alat tangkap

Jika kita memperoleh sampel acak yang tidak bias, untuk menduga ukuran sampel yang diperlukan dengan ketelitian tertentu tidak akan ada masalah. Tetapi, dalam satu dan lain hal sampel biasanya bias. Jika ikan kecil dapat meloloskan diri dari jaring trawl, dugaan rata-rata panjang populasi ikan akan *over-estimate* (lihat Gambar 3.2.2). Ini adalah salah satu contoh bias. Jika ikan besar dapat berenang lebih cepat dari kecepatan penarikan jaring hingga terhindar dari penangkapan kita temukan tipe bias yang lain.

Tetapi, sekali kita menyadari adanya bias kita sering dapat menyesuaikannya, dan dalam contoh seleksi mata jaring, kita dapat mencoba memperhitungkan berapa jumlah ikan yang ada jika semuanya dapat tertahan oleh alat tangkap.

Tipe bias yang lain terjadi jika distribusi spasial populasi ikan adalah “tergantungan-ukuran”. Misalnya, jika yuwana ikan berkelompok di daerah asuhan dan secara bertahap beruaya ke daerah penangkapan akan mengakibatkan bias, jika pola ruayanya tidak dipahami secara baik.

Kasus lain dari bias yang terjadi terkait dengan keadaan di mana pengukuran seluruh hasil tangkapan menjadi tidak efisien, seperti hasil tangkapan trawl yang sangat besar. Setelah pemisahan hasil tangkapan menurut spesies kita akan mengambil subsampel dari, misalnya 100 ekor tiap spesies. Jika kita memilih ke 100 ekor ikan tersebut satu per satu dengan “pungutan tangan”, akan menyebabkan terjadinya sampel yang bias, karena akan selalu ada kecenderungan untuk memilih spesimen yang besar. Prosedur yang benar adalah dengan

menaruh hasil tangkapan suatu spesies ke dalam peti yang bobotnya kurang lebih sama lalu beberapa peti dipilih secara acak untuk subsampel.

Sebegitu jauh kita bekerja dengan populasi yang terdiri atas sejumlah besar ikan, sehingga sampel hanya merupakan bagian yang sangat kecil dari populasi. Tapi beberapa "populasi" dalam pengumpulan data perikanan terdiri atas sejumlah kecil unit-unit, sehingga sampel yang terjadi merupakan bagian yang besar. Ini terjadi jika "populasi" nya bukan ikan, tapi misalnya pendaratan ikan di suatu daerah.

Andaikan suatu program penarikan contoh adalah untuk menduga rata-rata pendaratan per tempat pendaratan selama periode tertentu, misalnya satu bulan, dan misalnya jumlah tempat pendaratan ikan adalah 100 buah. Jika ke 100 buah tersebut dijadikan sampel maka varians dari rata-rata dugaan yang didaratkan adalah nol. Dalam hal ini kita dapatkan rata-rata populasi sebenarnya. Jika kita hanya mempunyai tenaga untuk 50 tempat pendaratan, maka akan ada suatu varians tertentu dari dugaan kita. Tetapi, varians tersebut bukan s^2 , karena hanya 50% dari populasi yang tertinggal untuk menghasilkan varians, berbeda dari sampel frekuensi-panjang di mana secara praktis 100% dari populasi masih tertinggal.

Untuk ini kita dapat menerapkan apa yang disebut "faktor koreksi populasi terbatas" :

$$\left(1 - \frac{n}{N}\right)$$

di mana N adalah besarnya populasi (dalam contoh $N=100$) dan n adalah banyaknya sampel. Jika $Y(i)$ adalah tempat pendaratan no. i dari sampel, $i = 1, 2, \dots, n$, dan jika $\bar{Y}$ adalah rata-rata yang didaratkan dari semua pendaratan, maka dugaan rata-rata yang didaratkan adalah :

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n Y(i)$$

Varians dari dugaan tersebut menjadi

$$VAR(\bar{Y}) = \frac{1 - \frac{n}{N}}{N} * s^2 \quad (3.2.2)$$

di mana :

$$s^2 = \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (Y(i) - \bar{Y})^2 \quad (3.2.3)$$

Interval kepercayaan dari Y adalah :

$$\left[\bar{Y} - t_{n-1} * s * \sqrt{\left(\frac{1}{n} - \frac{1}{N}\right)}, \bar{Y} + t_{n-1} * s * \sqrt{\left(\frac{1}{n} - \frac{1}{N}\right)} \right]$$

Dugaan dari total yang didaratkan adalah :

$$Y = N * \bar{Y} \quad (3.2.4)$$

dan variansnya adalah :

$$VAR(Y) = N^2 * VAR(\bar{Y}) \quad (3.2.5)$$

Y biasanya adalah besaran yang kita cari. Persamaan 3.2.5 mengikuti aturan umum peubah acak. Persamaan 3.2.3, di mana N adalah konstan.

Perhatikan bahwa Persamaan 3.2.2 adalah persamaan umum dalam arti dapat diterapkan juga kepada populasi yang besar (tak terhingga) karena jika N tak terhingga, maka faktor koreksi populasi terbatas, $(1-n/N)$, menjadi 1.0.

Persamaan 3.2.4 sering dinyatakan sebagai :

$$Y = \frac{N}{n} * \sum_{i=1}^n y(i) \quad (3.2.6)$$

dan kita katakan bahwa sampel telah kita perbesar menjadi total, Y, dengan penerapan “faktor pelipatan” N/n .

3.3. Penarikan Contoh Acak Berlapis

Kembali ke masalah pendugaan total pendaratan, Y, dari 100 tempat pendaratan selama bulan tertentu. Anggaphlah suatu program penarikan contoh telah dilaksanakan pada tahun lalu. Berdasarkan hasil tersebut ke 100 tempat pendaratan dibagi ke dalam tiga katagori sebagaimana Tabel 3.3.1. Pembagian dari populasi total itu disebut “stratifikasi” dan katagori tersebut (besar, sedang dan kecil) disebut “strata”. Tabel 3.3.2. menyajikan contoh numerik

(dari Gulland, 1966) yang berkaitan dengan Tabel 3.3.1. Untuk memperoleh dugaan deviasi standar dalam stratum, $s(j)$, $j = 1, 2, 3 \dots$ suatu survei yang meliputi semua tempat pendaratan telah dilakukan selama satu bulan.

Deviasi standar, $s(j)$, dalam Tabel 3.3.1 dan 3.3.2 adalah akar dari variansnya :

$$s(j)^2 = \frac{1}{N(j)-1} * \sum_{i=1}^{N(j)} [Y(j,i) - \bar{Y}(j)]^2 \quad (3.3.1)$$

di mana rata-rata stratum :

$$\bar{Y}(j) = \frac{1}{N(j)} * \sum_{i=1}^{N(j)} [Y(j,i)] \quad (3.3.2)$$

Perhatikan bahwa Persamaan 3.3.1 dan Persamaan 3.3.2 menghasilkan parameter untuk bulan tertentu di mana data dikumpulkan.

Tabel 3.3.1. Contoh stratifikasi (dari Gulland, 1966)

Kategori tempat pendaratan atau stratum	Jumlah tempat pendaratan per stratum	Rata - rata pendaratan per stratum	Deviasi standar dalam tiap stratum
1. Sedang	N(1)	Y(1)	s(1)
2. Besar	N(2)	Y(2)	s(2)
3. Kecil	N(3)	Y(3)	s(3)

Tabel 3.3.2. Contoh numerik stratifikasi berdasarkan sampel satu bulan (dari Gulland, 1966)

Y(j,i) = yang didaratkan pada tempat pendaratan no. i dalam stratum j										
TEMPAT PENDARATAN BESAR						Y(1,i)				
N(1) = 10	45	59	87	41	71	25	9	69	10	7
Y(1) = 42.3										
S(1) = 28.91										
TEMPAT PENDARATAN SEDANG Y(2,i)										
N(2) = 30	17	13	19	26	1	8	27	11	12	26
Y(2) = 15.2	5	8	20	16	16	4	16	16	13	29
S(2) = 8.57	14	25	29	20	20	25	2	7	3	12
TEMPAT PENDARATAN SEDANG Y(2,i)										
N(3) = 60	2	6	7	0	1	2	1	5	4	7
Y(3) = 4.2	8	9	3	2	5	4	2	0	2	8
S(3) = 2.81	5	3	8	9	8	9	1	6	5	3
	3	4	7	5	5	3	2	4	6	1
	6	2	5	1	0	3	8	0	4	3
	3	5	5	0	7	0	9	7	9	0

Sering kita tidak berada pada posisi untuk melakukan penarikan contoh semua tempat pendaratan Kita anggap bahwa kita hanya mempunyai tenaga dan lain-lain untuk suatu sampel sebanyak n ($n < 100$) tempat pendaratan. Besarnya ukuran sampel dapat ditulis sebagai penjumlahan :

$$n = n(1) + n(2) + n(3)$$

di mana $n(i)$ adalah banyaknya tempat pendaratan pada stratum no. i . Dalam "merancang suatu program penarikan contoh" berarti menentukan banyaknya sampel $n(1)$, $n(2)$ dan $n(3)$, yang hanis diterapkan kepada ketiga strata.

Timbul pertanyaan, mengapa kita harus mempersulit penarikan contoh dengan menggunakan strata. Jawabnya adalah dengan penarikan contoh acak berlapis ini kita (hampir) selalu memperoleh dugaan rata-rata populasi yang lebih tepat daripada dengan penarikan contoh acak sederhana. Seberapa besar kita peroleh tergantung dari pilihan strata. Jika pengamatan dalam stratum kira-kira sama besar, (seperti kasus Tabel 3.3.2), tampaknya kita akan memperoleh mandate dari stratifikasi. Makin kecil variasi yang ada dalam stratum makin besar perolehan kita dari stratifikasi. Meski demikian, untuk alasan praktis jumlah strata yang dapat dipilih ada batasnya.

Aturan dasar dari penarikan contoh berlapis adalah bahwa banyaknya sampel per stratum, $n(j)$, harus besar jika :

- 1) stratumnya besar (jika $N(j)$ besar)
- 2) deviasi standar $s(j)$ besar

Untuk aturan tersebut dapat ditambahkan sebagai alasan ekonomi bahwa sampel bisa besar kalau

- 3) penarikan contoh tidak mahal

Secara matematis dua kondisi yang pertama dapat dinyatakan sebagai :

$$n(j) \text{ proporsi terhadap } N(j) * s(j) \quad (3.3.3)$$

atau

$$n(j) = n * \frac{N(j) * s(j)}{\sum N(j) * s(j)} \quad (3.3.4)$$

di mana n adalah jumlah sampel. Rumus ini disebut “persamaan penarikan contoh berlapis optimum” (atau “alokasi Neyman”)

Dua kondisi pertama akan dijelaskan berikut dalam Contoh 25 dan kondisi yang ke tiga pada

Contoh : Penarikan contoh acak berlapis

Anggaplah kita mempunyai dana untuk mengumpulkan 100 angka pengamatan, yang terdiri atas dua strata. Banyaknya, $N(j)$, dan deviasi standar, $s(j)$, adalah :

	Stratum 1	Stratum 2
$N(j)$	1000	2000
$s(j)$	50	10

Kemudian, ke 100 pengamatan tersebut harus dialokasikan ke dalam dua strata sesuai dengan Persamaan 7.2.4 seperti berikut

$$\text{Stratum 1 : } \frac{1000 * 50}{1000 * 50 + 2000 * 10} * 100 = 71.4 \quad (\text{atau } 71)$$

$$\text{Stratum 2 : } \frac{2000 * 10}{1000 * 50 + 2000 * 10} * 100 = 28.6 \quad (\text{atau } 29)$$

Dana yang tersedia untuk pelaksanaan program penarikan contoh tersebut biasanya terbatas. Biaya penarikan contoh akan berbeda dari stratum ke stratum lainnya dan oleh karena itu pada saat merancang program dapat juga memperhitungkan biaya penarikan contoh.

Jika $c(j)$ adalah biaya untuk mengambil satu unit sampel dalam stratum j dan C_0 , adalah biaya tetap tambahan untuk seluruh program penarikan contoh, maka biaya total, C , untuk sejumlah n strata menjadi :

$$C = C_0 + \sum_{j=1}^m c(j) * n(j) \quad (3.3.5)$$

Tampak bahwa untuk alokasi optimum banyaknya sampel harus proporsional dengan $1/\sqrt{c(j)}$.

Penggunaan optimum sumber-sumber yang tersedia dapat dicapai (lihat Persamaan 3.3.3) jika banyaknya sampel adalah proporsional dengan :

$$N(j) * \frac{s(j)}{\sqrt{c(j)}}, \text{ atau jika}$$

$$n(j) = n * \frac{N(j) * \frac{s(j)}{\sqrt{c(j)}}}{\sum N(j) * s(j) * \sqrt{c(j)}} \quad (3.3.6)$$

di mana n adalah banyaknya sampel. Kita minimumkan varians dari dugaan total yang didaratkan, Y .

Jika jumlah dana yang tersedia adalah C dan biaya tetap adalah C_0 , maka banyaknya unit sampel dalam semua strata adalah :

$$n = [C - C_0] * \frac{\sum N(j) * \frac{s(j)}{\sqrt{c(j)}}}{\sum N(j) * s(j) * \sqrt{c(j)}} \quad (3.3.7)$$

dan banyaknya unit sampel dalam stratum j diperoleh dari :

$$n(j) = [C - C_0] * \frac{N(j) * \frac{s(j)}{\sqrt{c(j)}}}{\sum N(j) * s(j) * \sqrt{c(j)}} \quad (3.3.8)$$

Contoh : Penarikan contoh acak berlapis dengan pertimbangan biaya

Jika biaya total untuk program penarikan contoh yang disajikan pada Contoh adalah 1800 (unit uang) dan biaya tetapnya adalah 444, dan liarga per unit sampel adalah :

Stratum 1 : 16

Stratum 2 : 9

maka banyaknya sampel, n , yang dapat diambil dengan anggaran yang tersedia ditentukan oleh Persamaan 3.3.7 :

$$n = (1800 - 444) * \frac{1000 * \frac{50}{\sqrt{16}} + 2000 * \frac{10}{\sqrt{9}}}{1000 + 50 + \sqrt{16} + 2000 * 10 * \sqrt{9}} = 99.96 \quad (\text{atau } 100)$$

Ke 100 unit sampel ini masing-masing harus dialokasikan ke stratum 1 dan 2 sebagai berikut :

$$n(1) = (1800 - 444) * \frac{1000 * \frac{50}{\sqrt{16}}}{1000 * 50 * \sqrt{16} + 2000 * 10 * \sqrt{9}} = 65.19 \quad (\text{atau } 65)$$

$$n(2) = (1800 - 444) * \frac{1000 * \frac{10}{\sqrt{9}}}{1000 * 50 * \sqrt{16} + 2000 * 10 * \sqrt{9}} = 34.77 \quad (\text{atau } 35)$$

Perhatikan bahwa sekarang ada 35 unit sampel yang dialokasikan ke stratum 2 yang murah, bandingkan dengan 29 unit pada Contoh, di mana harga per unit sampel tidak diperhitungkan (atau dianggap sama untuk kedua strata)

Sampai di sini kita simpulkan teori alokasi optimum dan kita beralih ke pertanyaan bagaimana dugaan nilai rata-rata, total dan variansnya dapat dihitung. Walaupun teori yang disajikan di bawah ini bersifat umum, kita dapat pula menengok kembali contoh dalam Tabel 3.3.2. Setelah menentukan banyaknya sampel, $n(j)$, kita dapatkan dugaan dari rata-rata yang didaratkan bagi tiap stratum, $\bar{Y}(j)$, dengan :

$$\bar{Y} = \frac{1}{n(j)} * \sum_{i=1}^{n(j)} Y(j, i) \quad (3.3.9)$$

Jika m adalah banyaknya strata ($j = 1, 2, \dots, m$), maka dugaan rata-rata populasi total, yakni ratarata yang didaratkan di semua strata, adalah :

$$\bar{Y} = \sum_{j=1}^m \frac{N(j)}{N} * \bar{Y}(j) \quad (3.3.10)$$

dan akhirnya, dugaan total yang didaratkan Y (lihat Persamaan 3.2.4) adalah :

$$Y = \bar{N} * \bar{Y}$$

Jika "VARst" adalah varians dari dugaan yang diperoleh dari penarikan contoh acak berlapis ("st"). dugaan varians dari rata-rata populasi total. $\bar{Y}$, adalah :

$$VAR_{st}(\bar{Y}) = \sum_{j=1}^m \left[\frac{N(j)^2}{N} * VAR(\bar{Y}(j)) \right] \quad (3.3.11)$$

di mana dugaan varians dari dugaan nilai rata-rata untuk tiap stratum Y, $VAR(\bar{Y}(j))$, dinyatakan oleh Persamaan 3.2.2 :

$$VAR(\bar{Y}(j)) = \frac{1 - n(j)}{n(j)} * s(j)^2 \quad (3.3.12)$$

Ingat faktor koreksi populasi terbatas : $1 - n(j) / N(j)$

Persamaan 3.3.11 mengikuti aturan umum untuk varians dari jumlah peubah acak bebas.

Varians dalam stratum j sebagaimana Persamaan 3.2.3 adalah :

$$s(j)^2 = \frac{1}{n(j) - 1} * \sum_{i=1}^{n(j)} [Y(j,i) - \bar{Y}(j)]^2 \quad (3.3.13)$$

Dengan memasukkan Persamaan 3.3.12 ke dalam Persamaan 3.3.11, yang terakhir dapat juga ditulis

$$VAR_{st}(\bar{Y}) = \frac{1}{N^2} * \sum_{j=1}^m \frac{N(j) * [N(j) - n(j)]}{n(j)} * s(j)^2 \quad (3.3.14)$$

Persamaan 3.3.14 dari segi penghitungannya menjadi lebih mudah

Varians dari jumlah yang didaratkan dalam stratum j adalah :

$$VAR(Y(j)) = N(j)^2 * VAR(\bar{Y}(j)) \quad (3.3.15)$$

dan varians dari total hasil tangkapan (semua strata) adalah :

$$VAR_{st}(Y) = N^2 * VAR_{st}(\bar{Y}) \quad (3.3.16)$$

Dalam contoh di atas stratanya terdiri atas tempat pendaratan dengan ukuran yang berbeda dalam jumlah bobot yang didaratkan. Stratifikasi juga dapat didasarkan atas kriteria lain, misalnya :

- Tipe alat tangkap
- Tipe kapal
- Musim penangkapan Daerah penangkapan
- Spesies atau kelompok spesies Kategori ukuran komersial

Seseorang biasanya akan mengambil keuntungan dari stratifikasi apapun yang ada. Kadang-kadang kita terpaksa harus melakukan stratifikasi penarikan contoh, sebagaimana jika ikan yang tertangkap sudah dipisah-pisah ke dalam ukuran komersial. Kadang-kadang kita harus bekerja ekstra untuk mengerjakan stratifikasi. Ini terjadi pada stratifikasi tipe kapal. Jika menarik sampel di pelelangan pada saat ikan dijual, kita harus menelusuri kapal mana yang menangkap ikan yang dijadikan sampel tersebut. Jika kita menanam sumber daya ekstra (waktu, dana dan tenaga) dalam memperoleh stratifikasi maka peningkatan akurasi dari stratifikasi tersebut harus dianggap relatif terhadap biaya.

3.4. Penarikan Contoh Proporsional

Dalam beberapa hal (misalnya pada saat mulai) kita tidak tahu varians dalam strata tapi kita tahu banyaknya stratum, $N(j)$. Dalam hal ini disarankan untuk menggunakan "penarikan contoh proporsional", yakni mengalokasi sampel sesuai dengan banyaknya stratum. Dengan menerapkan penarikan contoh proporsional kepada ke 100 pengamatan pada Contoh di atas, alokasi waktu kedua strata harus dalam proporsi :

$$\text{Stratum 1 : } \frac{1000}{1000 + 2000} * 100 = 33.3 \text{ (atau 33)}$$

$$\text{Stratum 2 : } \frac{2000}{1000 + 2000} * 100 = 66.7 \text{ (atau 66)}$$

Bandingkan dengan nilai yang diperoleh dari alokasi optimum dalam Contoh, masing-masing untuk stratum 1 dan 29 untuk stratum 2.

Perhatikan bahwa penarikan contoh proporsional hanya identik dengan penarikan contoh berlapis optimum di mana varians dari sebuah strata adalah sama.

3.5. Penarikan Contoh Hasil Tangkapan Komersial

Untuk dapat melaksanakan pengkajian stok yang dieksploitasi kita harus mempunyai cukup data dari tiap spesies yang diteliti. Kita harus tahu bobot hasil tangkapan total dan komposisi panjang dan/atau umur dari hasil tangkap tiap stok. Untuk memperoleh jenis data tersebut perlu dilakukan penarikan contoh yang didaratkan oleh perikanan komersial sesuai dengan perencanaan awalnya. Perencanaan penarikan contoh tersebut harus memperhitungkan faktor-faktor berikut :

- 1) Daerah penyebaran stok dari suatu spesies dan
- 2) Semua kegiatan perikanan yang berlangsung di perairan itu dan yang menangkap spesies tersebut. Ini termasuk berbagai tipe kapal dan alat tangkap. Kapal tersebut bisa sepenuhnya dari negara itu sendiri, atau juga termasuk negara lain yang mengeksploitasi stok yang sama.

Karena stok ikan dapat berada pada perairan yang berbatasan antar negara, pengumpulan data harus ditetapkan sedemikian rupa sehingga memungkinkan adanya penyatuan data yang dikumpulkan oleh negara-negara yang berbeda. Dalam hal ini sangat penting adanya persetujuan antar negara tentang keperluan data, misalnya, melalui badan perikanan internasional, dan persetujuan tersebut diterjemahkan dalam praktek melalui pembentukan kelompok kerja internasional. Kriteria yang sama berlaku bagi negara besar di mana beberapa lembaga atau sublembaga meliputi semua yang didaratkan dari stok tertentu.

Data yang dikumpulkan harus diverifikasi dan dimasukkan ke dalam suatu basis data, melalui komputer dan harus dapat di "akses" oleh semua ilmuwan yang berminat dan yang berwenang untuk menggunakannya. Data yang dikumpulkan melalui program penarikan seperti itu tidak boleh dianggap sebagai milik pribadi seorang ilmuwan yang bertanggung jawab dalam pengumpulannya.

Karena rumitnya keadaan beberapa perikanan, terutama di daerah tropis, di mana berbagai alat tangkap digunakan untuk menangkap berbagai spesies dan di mana pendaratannya sering tersebar di beberapa daerah, sangat penting dalam merancang program penarikan contoh didasarkan atas pengetahuan yang mendalam tentang perikanan dari spesies tertentu. Jika terdapat lebih dari satu spesies yang dipilih untuk penarikan contoh, dimungkinkan untuk menggabungkan program penarikan contoh. lebih-lebih jika terdapat cukup tumpang tindih dalam lokasi pendaratan, kapal dan lain-lain.

Setelah ditetapkan, suatu program penarikan contoh, terutama jika melibatkan persetujuan internasional harus mendapatkan dukungan dana dalam jangka panjang, yang dalam beberapa hal praktis tanpa batas waktu.

Penarikan contoh untuk keperluan pengkajian stok sangat dekat dengan penarikan contoh atau sistem enumerasi total yang ditetapkan oleh para ahli statistik perikanan. Para ahli statistik perikanan utamanya tertarik untuk memperoleh dugaan hasil tangkapan dari semua spesies, biasanya menurut tipe alat tangkap dan kapal, sedangkan ilmuwan perikanan biasanya akan memusatkan sejumlah kecil spesies. Penarikan contoh biologi memerlukan waktu yang lama, oleh karena itu dalam banyak hal tidak mungkin untuk menarik sampel dari semua hasil yang didaratkan di suatu tempat. Tetapi, untuk pengkajian stok perlu adanya kegiatan untuk menduga banyaknya spesies ikan tertentu yang telah didaratkan oleh kapal yang tidak disampel, baik yang ada di tempat pendaratan ikan di mana dilakukan penarikan contoh biologi atau di tempat lainnya. Di atas tampak jelas bahwa pekerjaan ahli statistik adalah sangat penting bagi para biologi, karena statistik umum akan diperlukan dalam menentukan apa yang disebut "faktor pelipatan" (*raising factor*), yang terdiri atas rasio antara jumlah unit seluruhnya dan jumlah unit yang disampel. Oleh karena itu faktor pelipatan digunakan untuk memperbanyak data (misalnya frekuensi panjang) yang diperoleh dari sampel sampai suatu tingkat dari hasil tangkapan total. Jika sampel relatif kecil dibandingkan dengan jumlah yang didaratkan, faktor pelipatan akan menjadi sangat besar dan jika sampelnya bias karena satu dan lain alasan, maka dalam jumlah seluruhnya akan direfleksikan pada skala yang lebih besar.

Oleh karena itu sangat penting bahwa sampel merupakan sampel acak dan sampel tersebut mewakili proporsi hasil tangkapan secara memadai. Perencana hendaknya tidak berpikir untuk mengukur ratusan ekor ikan, tapi ribuan ekor ikan. Hanya dengan cara demikian dapat diperoleh dasar yang dapat dipercaya untuk pengkajian stok. Dalam sampel ikan 'whiting' yang disajikan hasil tangkapan total dari semua kelas umur (kohort) diperkirakan sekitar 2,021,500,000 ikan, sedangkan jumlah otolit 'whiting' di semua negara yang menangkap ikan tersebut dan digunakan oleh kelompok kerja internasional adalah sekitar 10,000. Faktor pelipatan keseluruhan dari sampel terhadap hasil tangkapan total adalah sekitar 200,000.

Dalam jumlah perkiraan pesintas dari kohort 1974 adalah 9,856,600,000 ikan 'whiting' atau sekitar 3.4 kali lebih besar dari jumlah yang tertangkap, sehingga jumlah yang benar-benar dijadikan sampel hanya merupakan bagian yang sangat kecil dari populasi yang ada di laut, meski sejumlah besar upaya telah dikeluarkan.

Dasar dari semua program penarikan contoh adalah adanya keputusan tentang spesies yang akan disampel. Keputusan ini biasanya akan ditentukan oleh kepentingan ekonomi dari spesies (atau kelompok spesies) dan dalam hal sumber daya yang dimanfaatkan oleh lebih dari satu negara, didasarkan pada keperluan dari kelompok kerja internasional.

Dengan asumsi bahwa pola penangkapan umum dari perikanan komersial diketahui untuk masing-masing spesies yang dipilih, akan memungkinkan untuk menentukan tempat pendaratan dan armada mana yang harus disampel tiap musim. Berdasarkan hal itu, serta ketersediaan dana dan tenaga, sistemnya bisa dirancang dan diuji.

Kompleksitas program penarikan contoh dan berbagai faktor pelipatan yang ada digambarkan dalam contoh teoritis berikut yang memiliki banyak sifat suatu perikanan udang dan demersal perairan tropis

Contoh : Program penarikan contoh untuk perikanan demersal tropis.

Program penarikan contoh yang digambarkan dalam contoh mempunyai dua tujuan pokok :

- 1) Menentukan bobot hasil tangkapan total spesies "s"
- 2) Menentukan komposisi panjang hasil tangkapan total spesies "s"

Diasumsikan bahwa semua spesimen spesies "s" yang tertangkap berasal dari satu stok dan semua yang didaratkan dari stok tersebut terliput dalam program penarikan contoh.

Sifat fisik dari contoh disajikan pada Gambar 3.5.1. Kita anggap bahwa stok hanya terbatas pada satu daerah penangkapan yang dieksploitasi oleh kapal dari tiga tempat pendaratan yang dinyatakan dengan indeks h , diberi label I II dan III. Ada tiga tipe kapal yang berbeda, misalnya :

- a) kapal trawl besar
- b) kapal gill net, clan
- c) kapal trawl kecil ('baby' trawlers)

Tiap tempat pendaratan merupakan pelabuhan tempat tinggal dari sejumlah kapal dari tiap tipe. Sekelompok kapal yang serupa disebut armada (indeks f). Karena lokasi tempat

pendaratan merupakan faktor praktis yang penting dalam program penarikan contoh, tiap armada juga dibedakan sesuai dengan tempat pendaratannya, sehingga dalam hal ini kita sebenarnya bekerja dengan sembilan rangkaian kapal, yang dibedakan menurut kombinasi dari f dan h, misalnya, aI, bII, bIII dan seterusnya. Dalam Gambar 3.5.1 masing-masing armada telah ditetapkan tempat-tempat pendaratannya. sedangkan dalam tabel 3.5.1 semuanya telah ditata menurut tipe kapal dalam rangka memudahkan perhitungan hasil tangkapan per satuan upaya (CPUE).

Tabel 3.5.1 Prosedur pendugaan bobot hasil tangkapan total untuk satu spesies, s, selama satu periode, t. (bandingkan Gambar 3.4.1)

BERAT TOTAL HASIL TANGKAPAN SPECIES "S" SELAMA PERIODE "t"							
Armada	Tempat pendaratan	Upaya	Hasil tangkapan yang diamati	$\overline{CPUE}$ menurut armada	Dengan hasil tangkapan	Hasil tangkapan total menurut armada dan tempat pendaratan	Hasil tangkapan total menurut armada
f	h	E (t,f,h)	W (s,t,f,h)	$\Sigma W/\Sigma E$	$\overline{CPUE} * E$	W(s,t,f,h)	W(s,t,f,*)
a	I	15	57	$\frac{57 + 83}{15 + 20} = 4$	-	57	172
a	II	20	83		-	83	
a	II	8	-		$4 * 8 = 32$	32	
b	I	25	55	$\frac{55 + 105}{25 + 55} = 2$	-	55	184
b	II	55	105		-	105	
b	II	12	-		$2 * 12 = 24$	24	
c	I	20	-	$\frac{25}{25} = 1$	$1 * 20 = 20$	20	75
c	II	25	25		-	25	
c	II	30	-		$1 * 30 = 32$	30	
Dugaan seluruh hasil tangkapan total : $W(s,t,*,*) = 431$							

Asumsi penting berikutnya adalah bahwa data tentang upaya penangkapan total, E, dari tiap armada pada tiap tempat pendaratan telah tersedia. Dalam contoh ini upaya diukur sebagai jumlah hari-kapal selama periode tersebut. (Perhatikan bahwa sejumlah pengukuran alternatif upaya telah dapat digunakan. Dalam hal yang paling buruk, hanya diketahui jumlah kapal dalam tiap armada yang dalam hal ini diasumsi sebagai jumlah rata-rata satuan upaya per kapal per satuan waktu. Jika kita tahu misalnya, rata-rata jumlah hari-kapal per armada per bulan untuk satu tempat pendaratan, maka gambaran tersebut dapat juga diterapkan kepada tempat pendaratan di mana informasi tersebut tidak tersedia).

Jumlah unit upaya yang dikeluarkan selama periode t oleh armada f dari tempat pendaratan h dinyatakan sebagai :

$$E(t, f, h) = \text{upaya}$$

berat total spesies “s” yang didaratkan selama periode “t” oleh armada “f” pada tempat pendaratan “h”.

Data tentang upaya dan hasil tangkapan yang ada sekarang bisa digabung untuk menghitung rata-rata CPUE per tipe kapal dan angka ini dapat digunakan untuk pendugaan seluruh hasil tangkapan semua armada. (Perhatikan bahwa CPUE diukur dalam berat dan bukan dalam jumlah ekor ikan, rumus sederhana :

upaya * CPUE = dugaan hasil tangkapan

perhitungan dan hasilnya disajikan dalam Gambar 3.5.1 dan Tabel 3.5.1.

Untuk menghindari terlalu banyaknya tanda penjumlahan dalam perhitungan berikut tersedia notasi yang lebih mudah. Jika indeks diganti dengan tanda “*” ini berarti jumlah keseluruhan indeks. Misalnya berat hasil tangkapan total dari tiga tempat pendaratan ikan “h” untuk spesies “s” selama periode “t” oleh armada “f” dapat ditulis sebagai :

$W(s, t, f, *)$ artinya sama dengan $\sum_{h=1}^3 W(s, t, f, h)$

dan $\sum_{f=1}^3 \sum_{h=1}^2 W(s, t, f, h) = \sum_{f=1}^3 W(s, t, f, *) = W(s, t, *, *)$

adalah total hasil tangkapan spesies “s” selama periode waktu t yang didaratkan oleh semua armada ke semua tempat pendaratan (Tabel 3.5.1)

3.7. Analisa Statistika

Bab ini memuat suatu uraian singkat tentang sejumlah metode statistik yang umum digunakan di dalam biologi perikanan tropis dan yang mengemukakan notasi statistik yang digunakan di dalam manual ini. Selain itu bab ini juga dimaksudkan sebagai suatu sarana untuk mengingat kembali dan sebagai titik acuan, tetapi sama sekali tidak dimaksudkan sebagai suatu buku pelajaran ilmu statistika.

Jumlah literatur tentang metode-metode statistik banyak sekali, sehingga tidak ada masalah bagi seseorang yang bermaksud untuk mempelajari lebih jauh mengenai biostatistika. Hanya dua buah referensi yang dianjurkan di sini. Buku Biometry karangan Sokal dan Rohlf (1981) berkaitan dengan teori yang agak mudah untuk dipahami, sedang buku Teknik – Teknik Penarikan Contoh (*Sampling Techniques*) oleh Cochran (1977) mungkin agak lebih

sulit, tetapi keduanya tetap dianjurkan sebagai suatu introduksi. Meskipun demikian masih banyak tersedia buku-buku pelajaran lainnya yang tidak kalah kegunaannya.

3.7.1. Nilai Rata-Rata Dan Varians (Variance)

Anggaplah bahwa kita memiliki suatu sampel sebanyak n ekor ikan dari satu species yang ditangkap dalam satu kali tarikan (*haul*) faring trawl dan $x(i)$ menyatakan panjang dari ikan nomor i , di mana $i = 1, 2, \dots, n$. Panjang rata-rata (biasanya disebut nilai rata-rata) dari sampel dapat ditentukan sbb. :

$$\bar{x} = \frac{[x(1) + x(2) + \dots + x(n)]}{n} = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n x(i) \quad (3.7.1.1)$$

Dua kolom pertama dari Tabel 3.7.1.1. memperlihatkan suatu contoh untuk $n = 27$.

Varians, yang merupakan suatu ukuran variabilitas terhadap nilai rata-rata dirumuskan sbb. :

$$s^2 = \frac{1}{n-1} * [(x(1) - \bar{x})^2 + (x(2) - \bar{x})^2 + \dots + (x(n) - \bar{x})^2] = \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n [x(i) - \bar{x}]^2 \quad (3.7.1.2)$$

Dengan demikian, varians, s^2 , adalah jumlah kuadrat dari deviasi terhadap nilai rata – rata dibagi dengan jumlah observasi, n , dikurangi satu. Kolom ketiga dan keempat dari Tabel 3.7.1.1. menggambarkan penghitungan varians. Perlu dicatat bahwa bila semua ikan dalam sampel memiliki ukuran panjang yang sama; maka ini akan sama dengan panjang rata – rata dan varians akan menjadi nol. Jumlah dari deviasi (tidak dikuadratkan) akan selalu sama dengan nol. Semakin besar deviasi dari nilai rata – rata, akan semakin besar pula varians. Dua nilai terbesar dari kuadrat simpangan terhadap nilai rata – rata dalam Tabel 3.7.1.1. terjadi pada panjang ikan yang terpendek dan yang terpanjang.

Akar kuadrat dari varians, s , disebut standar deviasi / simpangan baku. Sering sekali seseorang tertarik pada varians relatif terhadap ukuran dari nilai rata - rata panjang, dan untuk keperluan seperti itu, s merupakan nilai yang relevan karena memiliki unit atau satuan yang sama dengan nilai rata - rata.

Ini akan memperkenalkan kita pada simpangan baku relatif yakni $s\sqrt{x}$ yang juga disebut sebagai koefisien variasi (*coefficient of variation*).

Bila seseorang mengerjakan penghitungan dengan tangan maka akan menjadi lebih mudah bila bekerja dengan cara menyusun kembali bentuk Persamaan 3.7.1.2, yang sebenarnya ekuivalen terhadap :

$$s^2 = \frac{1}{n-1} * \left[\sum_{i=1}^n x(i)^2 - \frac{1}{n} * \left[\sum_{i=1}^n x(i) \right]^2 \right] \quad (3.7.1.3)$$

Meskipun demikian, karena hampir semua jenis kalkulator saku ilmiah memiliki kemampuan untuk melakukan penghitungan secara otomatis terhadap nilai rata – rata dan varians maka penghitungan yang dilukiskan dalam Persamaan 3.7.1.2 secara konseptual menjadi lebih mudah dilakukan dan dipahami.

Tabel 3.7.1.1. Nilai Rata – Rata, Varians Dan Standar Deviasi Dari Suatu Sampel Frekuensi – Panjang

Nomor ikan i	Panjang (cm) x(i)	Deviasi dan nilai rata – rata x(i) - $\bar{x}$	Kuadrat deviasi dari nilai rata – rata (x(i) - $\bar{x}$) ²
1	14.2	-0.87	0.75
2	16.2	1.23	1.52
3	14.8	-0.27	0.07
4	13.2	-1.87	3.48
5	16.9	1.83	3.36
6	12.4	-2.67	7.11
7	14.3	-0.77	0.59
8	15.7	0.63	0.40
9	15.3	0.23	0.05
10	11.2	-3.87	14.95
11	12.9	-2.17	4.69
12	13.5	-1.57	2.45
13	18.2	3.13	9.82
14	11.6	-3.47	12.02
15	18.5	3.43	11.79
16	16.3	1.23	1.52
17	15.5	0.43	0.19
18	15.8	0.73	0.54
19	13.2	-1.87	3.48
20	19.0	3.93	15.47
21	12.0	-3.07	9.40
22	17.1	2.03	4.13
23	15.4	0.33	0.11
24	14.6	-0.47	0.22
25	14.0	-1.07	1.14
26	18.1	3.03	9.20
27	16.8	1.73	3.00
Total	406.8 $= \sum x(i)$	0.00 $= \sum (x(i) - \bar{x})$	1221.48 $= \sum (x(i) - \bar{x})^2$

Nilai rata – rata panjang, $\bar{x}$: $406.8/27 = 15.07$
 Varians, s^2 : $121.48/(27-1) = 4.67$
 Standar deviasi, s : $\sqrt{4.67} = 2.16$
 Koefisien variansi, $s / \bar{x}$: $2.16/15.07 = 0.14$
 Galat aku (standard error) $s / \sqrt{n}$: $2.16 / \sqrt{27} = 0.41$

Untuk berbagai keperluan, misalnya untuk pemaparan segara grafis, maka akan menjadi lebih mudah apabila sampel ditata dalam bentuk suatu tabel frekuensi, yakni dengan cara membagi selang ukuran panjang ke dalam sejumlah interval ukuran panjang. Selang ukuran panjang bagi sampel dalam Tabel 3.7.1.1 berkisar antara 11.2 sampai 19.0 cm. Dengan kelompok – kelompok panjang berinterval 1 cm, akan diperlukan sebanyak sembilan kelompok panjang bagi seluruh kisaran panjang dari sampel. Dengan menetapkan 10.5 cm sebagai batas bawah dari interval panjang yang pertama, maka interval – interval serta frekuensi – frekuensi panjang menjadi seperti apa yang diperlihatkan empat kolom pertama dari Tabel 3.7.1.1, yang disebut dengan tabel frekuensi – panjang.

Tabel 3.7.1.2. Nilai rata – rata dan varians dari suatu sampel frekuensi – panjang.
(Sampel diperoleh dari Tabel 3.7.1.1 dengan suatu interval kelas, dL sebesar 1 cm)

Indek j	Interval (cm) $L(j) - (L(j)+dL)$	Nilai tengah (cm) $\bar{L}(j)$	Frekuensi F(j)	$F(j) * \bar{L}(j)$	$(\bar{L}(j) - \bar{x})$	$F(j) * (\bar{L}(j) - \bar{x})^2$
1	10.5-11.5	11	1	11	-4.074	16.6
2	11.5-12.5	12	3	36	-3.074	28.35
3	12.5-13.5	13	3	39	-2.074	12.91
4	13.5-14.5	14	4	56	-1.074	4.61
5	14.5-15.5	15	4	60	-0.074	0.02
6	15.5-16.5	16	5	80	0.926	4.29
7	16.5-17.5	17	3	51	1.926	11.13
8	17.5-18.5	18	2	36	2.926	17.12
9	18.5-19.5	19	2	38	3.926	30.83
Total			27	407		125.86

Marilah kita tentukan bahwa j merupakan indek dari suatu kelompok panjang, dan selanjutnya batas bawah dan atas dari kelompok panjang nomor j masing-masing dinyatakan dengan:

$$L(j) = L(1) + (j-1) * dL \text{ dan } L(j+1) = L(1) + j * dL,$$

$$\text{atau } L(j+1) = L(j) + dL$$

di mana dL adalah merupakan “ukuran interval”. Oleh sebab itu seekor ikan dengan panjang x(j) akan termasuk ke dalam kelompok panjang j manakala :

$$L(j) \leq x(j) < L(j) + dL.$$

Marilah kita tentukan bahwa $F(j)$ merupakan frekuensi dari kelompok panjang j , yakni jumlah ikan yang diamati dan berada dalam kelompok panjang j . Selanjutnya nilai tengah dari kelompok panjang nomor j menjadi $\bar{L}(j) = L(j) + dL/2$. Perhitungan nilai rata-rata dan varians dari suatu label frekuensi kemudian dapat dilakukan dengan cara yang biasa yakni dengan menggunakan nilai-tengah untuk mewakili interval-interval tersebut :

$$n = \sum_{j=1}^m F(j) \quad \text{adalah jumlah keseluruhan pengamatan, di mana } m$$

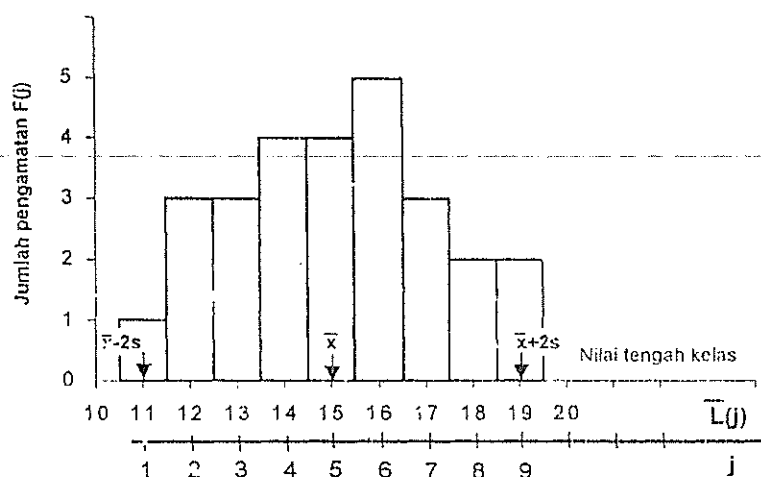
merupakan jumlah dari kelompok-kelompok panjang

$$\bar{x} = \frac{1}{n} * \sum_{j=1}^m F(j) * \bar{L}(j) \quad \text{adalah nilai rata-rata, dan}$$

$$s^2 = \frac{1}{n-1} * \sum_{j=1}^m F(j) * [\bar{L}(j) - \bar{x}]^2 \quad \text{adalah varians}$$

Prosedur penghitungan diperlihatkan dalam Tabel 3.7.1.2. Nilai-tengah kelas $\bar{L}(j)$, dan kuadrat jumlah dari simpangan-simpangan dari nilai rata-rata diberi bobot (*weighted*) oleh jumlah ikan di dalam masing-masing kelas, yakni frekuensinya, $F(j)$. Hasil-hasil yang diperoleh dari Tabel 3.7.1.2 sedikit berbeda dengan yang diperoleh dari Tabel 3.7.1.1 sebab suatu representasi kelompok-kelompok dalam ukuran cm memberikan hasil-hasil yang kurang persis dibandingkan dengan suatu representasi kelompok-kelompok dalam mm.

Gambar 3.7.1. Diagram Frekuensi-Panjang. Pemaparan Secara Grafis Sampel Frekuensi-Panjang Dari Tabel 3.2.1.2



Gambar 3.7.1 memperlihatkan suatu pemaparan sampel frekuensi secara grafis. Perhatikan, bahwa semua pengamatan terletak dalam interval dari

$$\bar{x} - 2 * s \text{ sampai } \bar{x} + 2 * s$$

Bagi apa yang dinamakan distribusi normal (yang akan didiskusikan dalam seksi berikut), kita dapat mengharapkan bahwa sekitar 95% dari seluruh hasil observasi akan berada dalam interval tersebut.

3.8. Distribusi Normal

Tabel 3.7.1.2 dan Gambar 3.7.1 memperlihatkan suatu contoh dari suatu set data frekuensi panjang yang kurang-lebih mengikuti apa yang disebut “distribusi normal”. Ekspresi matematik bagi suatu distribusi normal adalah :

$$Fc(x) = \frac{n * dL}{s * \sqrt{2\pi}} * \exp \left[-\frac{(x - \bar{x})^2}{2s^2} \right] \quad (3.8.1)$$

di mana Fc = “frekuensi terhitung” atau “frekuensi teoritis”, n = jumlah observasi, dL = ukuran interval, s = standar deviasi, $\bar{x}$ = nilai rata-rata panjang, dan $\pi = 3.14159$.

Dengan menggunakan nilai-nilai $n = 27$, $dL = 1$ cm, $s = 2.20$, $\bar{x} = 15.07$ cm kita peroleh :

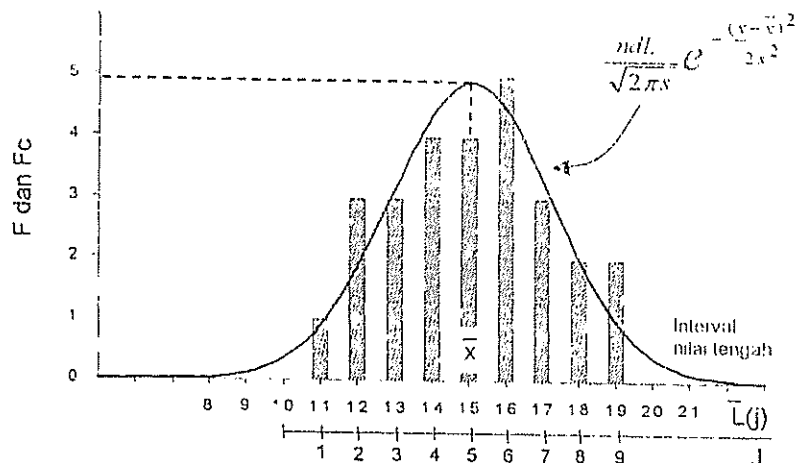
$$Fc(x) = \frac{27 * 1}{2.20 \sqrt{3.14159}} * \exp \left[\frac{-(x - 15.07)^2}{(2 * 4.84)} \right] =$$

$$4.896 * \exp \left[\frac{-(x - 15.07)^2}{9.68} \right]$$

Nilai-nilai dari Fc untuk sejumlah nilai x yang berbeda tertera dalam Tabel 3.8.1 Perlu dicatat bahwa notasi sedikit dimodifikasi karena sekarang kami menggunakan nilai tengah interval, x , sebagai argumen dalam Fc sebagai pengganti indeks interval, j , seperti yang digunakan sebagai argumen dalam F pada Tabel 3.8.1.

Tabel 3.8.1 Frekuensi Teoritis Yang Berkaitan Dengan Tabel 3.7.1.2, Di Mana X Merupakan Nilai Tengah Kelas.

x	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Fc(x)	0.88	1.85	3.14	4.35	4.89	4.48	3.33	2.02	0.99



Gambar 3.8.1. Frekuensi Teoritis, Fc, (Kurva Distribusi Normal) Dan Frekuensi Yang Diobservasi, F, (Palang- Palang Tegak)

Gambar 3.8.1 memperlihatkan frekuensi teoritis bersama dengan diagram palang-tegak bagi F(j) dari Gambar 3.8.1. Seperti yang dapat dilihat, Fc(x) memberikan suatu fit yang cukup baik terhadap frekuensi panjang yang diamati. Gambar seperti ini sering dijumpai bila kita melakukan pencatatan frekuensi-panjang ikan yang berasal dari suatu kohort, yakni ikan-ikan yang berumur sama.

Distribusi normal diamati dalam suatu variasi yang besar dari berbagai kasus masalah yang berbeda. Terdapat jenis lain dari sejumlah distribusi probabilitas (*probability distribution*) dalam perikanan. Beberapa contoh di antaranya adalah “distribusi log-normal”, “distribusi binomial negatif”, dan “distribusi delta”. Suatu perbedaan yang mencolok di antara sejumlah distribusi tersebut dengan distribusi normal adalah bahwa mereka tidak simetris (*skewed*), sedang distribusi normal bersifat simetris. Distribusi delta misalnya, digunakan untuk mendiskripsikan distribusi probabilitas bagi hasil tangkapan per jam dari sebuah trawl. Ia terbentuk dari sebuah distribusi log-normal, yang mendeskripsikan distribusi dari hasil-

tangkapan trawl yang tidak sama dengan nol dan suatu probabilitas kasus bagi hasil-tangkapan yang bernilai nol.

Mungkin sifat yang paling penting tentang distribusi normal adalah nilai, rata-ratanya. Bila anda mengambil, katakanlah, 50 sampel acak dari suatu populasi tertentu dengan masing-masing sebanyak 25 observasi, kelimpuluh nilai rata-rata akan (kira-kira) terdistribusi secara normal. Oleh karena itu, suatu nilai rata-rata mempunyai suatu distribusi probabilitas. Hasil ini juga akan sah bagi nilai rata-rata distribusi log-normal, distribusi delta, atau jenis distribusi apa saja. Ini berarti bahwa nilai rata-rata dari semua distribusi yang diamati dalam biologi perikanan hampir tersebar secara normal.

Bila kita membagi kedua sisi dari Persamaan 3.8.1. dengan $n (= \text{ukuran sampel})$ kita peroleh :

$$\frac{F(c)}{n} = \frac{dL}{\sqrt{2\pi} * \exp\left[-\frac{(x - \bar{x})^2}{2s^2}\right]}, x = 1, 2, 3, \dots \quad (3.8.2)$$

Nilai baru yang didapat, $F_c(x)/n$, akan berjumlah mendekati 1.0. Setiap nilai menunjukkan probabilitas bahwa seekor ikan contoh yang ditarik secara acak akan termasuk ke dalam interval panjang yang bersangkutan. Yakni, dapat diartikan sebagai probabilitas dari seekor ikan contoh yang ditarik secara acak termasuk ke dalam interval panjang dari $x - dL/2$ sampai $x + dL/2$.

Bagi kesembilan interval panjang dari Tabel 3.8.2. kita peroleh :

J	Interval	Probabilitas
1	10.5-11.5	0.033
2	11.5-12.5	0.068
3	12.5-13.5	0.116
4	13.5-14.5	0.161
5	14.5-15.5	0.181
6	15.5-16.5	0.166
7	16.5-17.5	0.123
8	17.5-18.5	0.075
9	18.5-19.5	0.037
Total		0.961

Dengan demikian sebagai contoh, kemungkinan bahwa dari 181 sampai 1000 ekor ikan contoh yang ditarik secara acak akan mempunyai panjang antara 14.5 dan 15.5 cm. Bila kita telah memasukkan semua interval panjang dan bukan hanya kesembilan interval yang telah kita observasi, probabilitas akan dijumlahkan mencapai 1000.

Distribusi normal akan digunakan dalam berbagai analisis frekuensi-panjang dalam bab-bab selanjutnya, sebab distribusi panjang ikan dari suatu kohort tunggal dapat

dideskripsikan dengan suatu distribusi normal. Sebagai suatu introduksi kita akan mempelajari sejumlah aspek dari padanya.

Prosedur untuk menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi (Tabel 3.8.1) dapat dilakukan terhadap setiap rangkaian data frekuensi-panjang. Tetapi, bila berdasarkan sejumlah pertimbangan diagram frekuensi yang diobservasi tidak mewakili keseluruhan distribusi, maka nilai-nilai yang diperoleh (dari Persamaan-persamaan untuk nilai rata-rata sampel dan varians akan menjadi bias, yakni nilai rata-rata sampel dan varians dapat saja tidak mempunyai hubungan sama sekali dengan nilai rata-rata dan varians populasi. Jika, umpamanya, hanya tersedia frekuensi dalam interval panjang dari 10 sampai 15 cm (yakni hanya data dari bagian kiri saja) kita berada dalam situasi di mana Persamaan 3.7.1.1 (nilai rata-rata) dan Persamaan 3.7.1.2 (variens) tidak mewakili populasi.

3.9. Batas-Batas Kepercayaan

Dalam seksi ini kami juga akan menggunakan contoh dari suatu sampel komposisi panjang ikan yang berasal dari satu kohort. Kita telah mengestimasi nilai rata-rata panjang dari kohort, $\bar{x}$, dari sampel. Estimasi semacam itu biasanya berbeda dari nilai rata-rata yang sebenarnya dari populasi, yakni nilai rata-rata yang akan kita peroleh manakala semua ikan dari kohort di laut telah kita ukur. Biasanya nilai rata-rata panjang yang sebenarnya tidak diketahui. Bila kita bekerja dengan suatu populasi ikan yang dibudidayakan dalam suatu kolam kita mungkin dapat mengukur nilai rata-rata panjang yang sebenarnya dari suatu populasi, tetapi bagi sediaan ikan liar menjadi tidak mungkin untuk mengukur nilai sebenarnya dari setiap parameter. Dalam praktek hal seperti ini juga berlaku terhadap populasi ikan yang ditangkap dalam suatu perikanan, karena kita tidak akan dapat mengukur semua ikan yang ditangkap. Kita akan dihadapkan pada masalah presisi dari estimasi nilai rata-rata panjang dengan kata lain, seberapa besar kira-kira deviasi antara estimasi dan nilai rata-rata sesungguhnya mungkin terjadi. Ketidakpastian tentang nilai rata-rata yang sebenarnya dinyatakan dalam terminologi "batas-batas kepercayaan" (*confidence limits*). Dalam hal distribusi normal batas bawah dan atas dari selang kepercayaan masing-masing diberikan sebagai berikut :

$$\bar{x} - t_{n-1} * \frac{s}{\sqrt{n}} \text{ sedang, } \bar{x} + t_{n-1} * \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (3.9.1)$$

di mana n merupakan ukuran sampel, s standar deviasi, dan t_{n-1} merupakan apa yang dinamakan fraktil (*fractiles*) dalam “distribusi- t ” atau *Student's distribution* (Tabel 3.8.1). Argumen “ f ” dalam distribusi- t (Tabel 3.3.1) disebut “nilai derajat bebas” (*number of degrees of freedom*). Secara umum nilai derajat bebas merupakan jumlah observasi dikurangi jumlah parameter-parameter. Dalam hal ini $\bar{x}$ merupakan satu-satunya parameter, oleh sebab ini $f = n - 1$ dan $t_f = t_{n-1}$. Batas-batas kepercayaan dapat dihitung pada tingkat-tingkat presisi yang berbeda, biasanya 90%, 95% dan 99%, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 3.8.1. Semakin tinggi tingkatannya (persentase), semakin tinggi pula fraktil-fraktilnya dan oleh sebab itu semakin lebar interval antara batas bawah dan batas atas.

Kembali ke contoh yang diberikan dalam Tabel 3.7.1.2 kita ingin menghitung, umpamanya, 95% batas-batas kepercayaan bagi nilai rata-rata panjang dari ikan dalam populasi dari mana sampel tadi ditarik. Kita menggunakan fraktil 95% dari distribusi- t (Tabel 3.9.1.) dengan $n-1 = 26$ derajat bebas dan dimasukkan ke dalam Persamaan 3.9.1 :

95% batas-batas kepercayaan adalah:

$$\text{batas bawah} : \bar{x} - 0.87 + 15.07 - 0.87 = 14.20$$

$$\text{batas atas} : \bar{x} + 0.87 + 15.07 + 0.87 = 15.94$$

Dengan demikian, kita 95% percaya bahwa nilai rata-rata panjang yang sesungguhnya terletak di suatu nilai antara 14.20 dan 15.94, atau dengan kata-kata lain, bila penarikan contoh diulang, 100 kali di bawah kondisi yang sama kita boleh berharap bahwa nilai rata-rata dari keseratus sampel tadi akan sebanyak 95 kali berada antara 14.20 dan 15.94. Interval antara batas bawah dan batas atas dinamakan “interval kepercayaan” (*confidence interval*).

Bagi contoh yang digunakan di atas interval-interval kepercayaan pada tingkat-tingkat 90%, dan 99% adalah masing-masing [14.35, 15.791] dan [13.89, 16.25], di mana yang pertama lebih sempit dan yang kedua lebih lebar daripada interval kepercayaan 95%.

Nilai $s/\sqrt{n}$ adalah standar deviasi dari estimasi nilai rata-rata panjang (juga disebut “galat baku”, *Standard error*) dengan demikian $\bar{x}$ mempunyai varians (lihat Tabel 3.7.1.1) :

$$\text{VAR}(\bar{x}) = s^2/n \quad (3.9.2)$$

Derajat bebas f	Fraktil			Derajat bebas f	Fraktil		
	90% t(f)	95% t(f)	99% t(f)		90% t(f)	95% t(f)	99% t(f)
1	6.31	12.71	63.66	15	1.75	2.13	2.95
2	2.92	4.30	9.93	16	1.75	2.12	2.92
3	2.35	3.18	5.84	17	1.74	2.11	2.90
4	2.13	2.78	4.60	18	1.73	2.10	2.88
5	2.02	2.57	4.03	19	1.73	2.09	2.86
6	1.94	2.45	3.71	20	1.73	2.09	2.85
7	1.90	2.37	3.50	25	1.71	2.06	2.79
8	1.86	2.31	3.36	30	1.70	2.04	2.75
9	1.83	2.26	3.25	40	1.68	2.02	2.70
10	1.81	2.23	3.17	50	1.67	2.01	2.68
11	1.80	2.20	3.11	60	1.67	2.00	2.66
12	1.78	2.18	3.06	70	1.67	1.99	2.64
13	1.77	2.16	3.01	100	1.66	1.98	2.63
14	1.76	2.15	2.98	∞	1.65	1.96	2.58

*) Penggunaan huruf t dalam konteks ini bersifat universal. Dalam manual ini t juga digunakan untuk mewakili umur ikan. Tabel ini diberikan lagi pada halaman terakhir dari volume ini bagi kemudahan referensi.

Dengan demikian, semakin besar sampel, semakin persis estimasi dari $\bar{x}$

Persamaan 3.9.2 mengikuti dua aturan umum bagi peubah-peubah acak yang diaplikasikan berulang-ulang dalam manual ini. Keduanya adalah :

$$VAR(Cx) = C^2 * VAR(x) \quad (3.9.3)$$

$$VAR\left(\sum_{i=1}^n x\right) = n * VAR(x) \quad (3.9.5)$$

di mana C adalah suatu konstanta. Misalnya, bila varians dari x adalah s^2 maka varians dari $3x$ adalah $9s^2$; atau, bila observasi-observasi orisinalnya dijumlahkan tiga kali tiga, maka varians dari $x_1 + x_2 + x_3$ adalah $3*s^2$.

Pernyataan-pernyataan tentang batas-batas kepercayaan di atas hanya dapat diterapkan pada estimasi-estimasi yang “tidak bias” dari nilai rata-rata. Dalam hal bila sampel bias, tidak peduli berapa banyak ikan kita sampel dan ukur, kita akan selalu mendapatkan estimasi-estimasi nilai rata-rata yang berbeda dari nilai rata-rata yang sesungguhnya.

Andaikan kita bermaksud mengestimasi nilai rata-rata panjang dari spesies ikan tertentu yang benar-benar ditangkap dalam suatu perikanan komersial (catatan: ikan yang ditangkap adalah ikan yang didaratkan ditambah ikan yang dibuang di laut). Dengan demikian, jika kita menarik contoh hanya dari ikan-ikan yang didaratkan, dan bukan ikan-ikan yang dibuang ke laut karena berada di bawah ukuran tertentu, kita memperoleh estimasi yang bias dari nilai rata-rata panjang, ikan yang ditangkap. Nilai rata-rata panjang dari hasil tangkapan akan diestimasi berlebih, tidak peduli seberapa banyak ikan yang kita sampel di tempat pendaratan. Kita hanya dapat memperoleh suatu estimasi yang tidak bias dari nilai rata-rata panjang ikan yang didaratkan.

3.10. Analisis Regresi Linier Sederhana

Metode ini digunakan bila kita bermaksud menerangkan variasi dari satu kuantitas, misalnya, tinggi badan seekor ikan, sebagai suatu fungsi linier dari kuantitas lainnya, misalnya panjang total. Teori regresi linier mensyaratkan bahwa kuantitas dari sumbu horisontal (peubah bebas) diukur dengan presisi mutlak, tanpa bias. Namun demikian, metode ini sering diaplikasikan begitu saja meskipun persyaratan tersebut dilanggar. Pengaruh dari ketidakakuratan atas nilai-nilai dari peubah bebas itu ialah bahwa kemiringan (*slope*) garis menjadi lebih mendatar (lebih mendekati nol).

Anggaplah kita telah mengukur baik panjang total maupun tinggi badan dari suatu sampel yang terdiri atas tujuh ekor ikan.

Tabel 3.10.1 menunjukkan panjang total, $x(i)$, dan tinggi badan yang bersangkutan, $y(i)$, $i = 1, 2, \dots, 7$.

Tabel 3.10.1 Sampel Panjang Total, x , dan Tinggi Badan Yang Bersangkutan, y

i	1	2	3	4	5	6	7
$x(i)$	11.2	12.4	13.5	15.7	17.1	18.5	19.0
$y(i)$	3.0	3.2	4.0	4.8	4.8	4.9	5.8

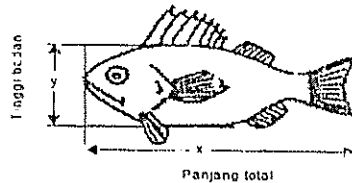
Seperti dapat diharapkan, tinggi badan cenderung meningkat manakala panjang total meningkat. Apabila proporsi-proporsi badan dari seekor ikan akan tetap konstan untuk segala

ukuran, tinggi badannya akan proporsional langsung terhadap panjangnya, dan hal ini dapat dijelaskan dengan model :

$$y(i) = b * x(i) \quad (3.10.1)$$

di mana b adalah suatu konstanta, yang juga disebut suatu “parameter”. Pengeplotan dari model ini selalu melewati titik asal, titik di mana sumbu- x dan sumbu- y bertemu. Kita dapat memberi peluang untuk suatu deviasi dari proporsionalitas antara x dan y dengan memasukkan suatu parameter kedua, a , dan sebagai pengganti, menggunakan Persamaan 3.10.1 digunakan model :

$$y(i) = a + b * x(i) \quad (3.10.2)$$



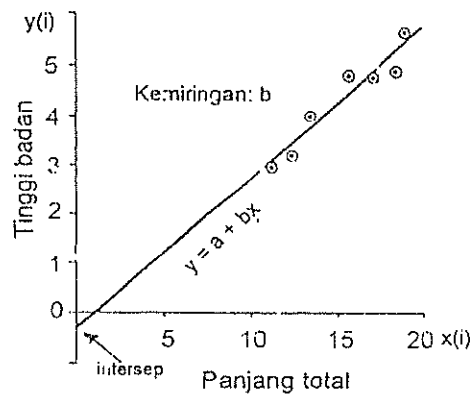
di mana a menunjukkan intersep dengan sumbu- y dari garis yang fit terhadap sebaran titik-titik. Gambar 3.10.1 menunjukkan “plot” (atau “diagram pencar”) (*scatter diagram*) dari $y(i)$ terhadap $x(i)$.

Suatu implikasi dari Persamaan 3.10.2 ialah bahwa seekor ikan dengan panjang nol mempunyai tinggi a , yang tidak masuk akal kecuali bila a sama dengan nol. Namun demikian, bila hanya panjang-panjang dalam suatu rentang tertentu yang digunakan (misalnya hanya panjang-panjang di atas 5 cm), model dengan dua-parameter mungkin lebih sesuai bagi suatu observasi daripada model dengan satu-parameter, sebab asumsi proporsionalitas antara panjang dan tinggi tidak benar-benar terpenuhi.

Model matematik dari Persamaan 3.10.2 disebut suatu “model linier” sebab pasangan (x,y) yang sesuai dan memadai untuk model, terletak pada suatu garis lurus yang diperlihatkan dalam Gambar 3.10.1 Dengan nilai-nilai a dan b ini garis dalam Gambar 3.10.1 benar-benar sesuai dengan pasangan (x,y) yang diamati.

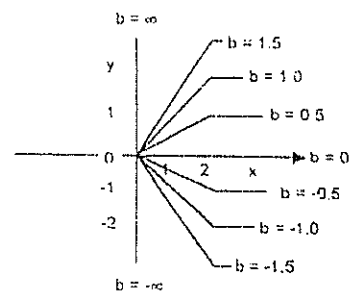
Kita sekarang akan melihat masalah dalam menentukan garis, yakni bagaimana mengestimasi parameter a dan b . Sama seperti yang dilakukan bagi nilai rata-rata, juga akan memperlihatkan bagaimana menghitung batas-batas kepercayaan estimasi-estimasi dari a dan b . Prosedur ini dinamakan “analisis regresi sederhana”. Metode ini mungkin merupakan teknik

statistik yang paling umum digunakan dalam biologi perikanan. Tersedia nama-nama khusus bagi parameter-parameter : a dinamakan “intersep” dan b dinamakan “kemiringan” (*slope*). Intersep merupakan jarak dari titik (0,0) dalam diagram (x,y) sampai titik di mana “garis regresi” : $y = a + b \cdot x$ memotong sumbu-y (lihat Gambar 3.10.1).



Gambar 3.10.1 Diagram pencar dari tinggi badan (y) terhadap panjang total (x), juga disebut “plot dari y atas x”

Kemiringan, b, menunjukkan seberapa curam kemiringan garis. Bila $b = 0$ garis menjadi parallel terhadap sumbu-x. Bila b positif maka kemiringan menanjak dan bila b negatif kemiringan menurun.



Peubah pada sumbu horisontal, x, disebut “peubah bebas” dan peubah pada sumbu vertikal, y, disebut “peubah tidak bebas”. Garis regresi ditentukan sebagai garis yang meminimumkan jumlah kuadrat deviasi antara garis $y = a + b \cdot x$ dan pasangan-pasangan dari observasi-observasi, $(x(i), y(i))$. Kita katakan bahwa nilai a dan b diestimasi dengan “metode kuadrat-kuadrat terkecil” (*least square method*). Ini berarti kita mencari nilai-nilai dari a dan b yang meminimumkan :

$$\sum_{i=1}^n [y(i) - a - b \cdot x(i)]^2 \quad (3.10.3)$$

di mana n adalah jumlah dari pasangan-pasangan dari observasi ($n = 7$ dalam sampel). Deviasi-deviasi antara garis dan observasi diilustrasikan dalam Gambar 3.10.2. Asumsi yang mendasari analisis regresi ialah bahwa setiap $y(i)$ tersebar secara normal dengan nilai rata-rata $a + b \cdot x(i)$ dan dengan suatu varians konstan, yakni suatu varians yang tidak tergantung dari nilai $x(i)$. Rumus berikut mengestimasi varians umum yang hanya sedikit berbeda dari rumus yang diperkenalkan, dinamakan "varians tentang garis regresi" adalah :

$$s^2 = \frac{1}{n-2} * \sum_{i=1}^n [y(i) - a - b * x(i)]^2 \quad (3.10.4)$$

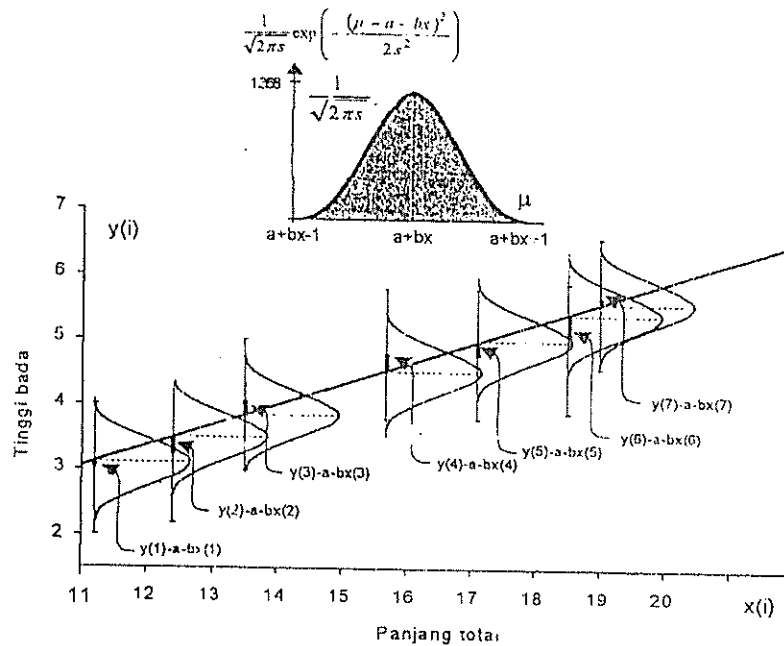
Dalam hal ini terdapat $n-2$ derajat bebas (yakni jumlah yang digunakan untuk membagi jumlah kuadrat deviasi) sebab kita mempunyai dua parameter, yaitu a dan b .

Estimasi dari parameter-parameter a (intersep) dan b (kemiringan) diperoleh dengan :

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x(i) * y(i) - \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n x(i) * \sum_{i=1}^n y(i)}{\sum_{i=1}^n x(i)^2 - \frac{1}{n} * \left[\sum_{i=1}^n x(i) \right]^2} \quad (3.10.5)$$

$$a = \bar{y} - \bar{x} * b \quad (3.10.6)$$

di mana $\bar{y}$ dan $\bar{x}$ merupakan nilai rata-rata dari y dan x seperti yang dirumuskan oleh Persamaan 3.7.1.1.



Gambar 3.10.2. Ilustrasi Atas Asumsi Yang Melatarbelakangi Analisis Regresi Linier Sederhana. Masing-Masing $y(i)$ Bagi Suatu $x(i)$ Tertentu Terdistribusi Secara Normal Dengan Satu Varians Yang Berlaku Umum

Dalam Tabel 3.10.2 prosedur penghitungan dalam mengestimasi a dan b diperlihatkan dengan menggunakan data dari Tabel 3.5.1. Dengan demikian, estimasi garis regresi menjadi :

$$y = -0.315 + 0.303 * x \quad (3.10.7)$$

Untuk menghitung batas-batas kepercayaan dari a dan b kita memerlukan jumlah kuadrat deviasi dari x dan y . Varians-variens dari x dan y ditentukan dengan Persamaan 3.10.3 seperti berikut :

$$s_{xy} = \frac{1}{n-1} * \left[\sum x(i) * y(i) - \frac{1}{n} * \sum x(i) * \sum y(i) \right] \quad (3.10.9)$$

dan suatu ekspresi yang serupa bagi s_y^2 . Bagi penggunaan di dalam seksi berikut kami memperkenalkan “kovarians” (covariance) :

$$s_x^2 = \frac{1}{n-1} * \left[\sum x(i)^2 - \frac{1}{n} * \left\{ \sum x(i) \right\}^2 \right] \quad (3.10.8)$$

Tabel 3.10.2. Prosedur Penghitungan Analisis Regresi Linier Sederhana. Hasil Yang Ditandai #) Tidak Digunakan Dalam Penghitungan a dan b, Tetapi Diperoleh Untuk Digunakan Kemudian

i	Panjang total x(i)	x(i) ²	Tinggi badan y(i)	y(i) ²	x(i)*y(i)
1	11.2	125.44	3.0	9.00	33.60
2	12.4	153.76	3.2	10.24	39.68
3	13.5	182.25	4.0	16.00	54.00
4	15.7	246.49	4.8	23.04	75.36
5	17.1	292.41	4.8	23.04	82.08
6	18.5	342.25	4.9	24.01	90.65
7 = n	19.0	361.00	5.6	31.36	106.40
Σ	107.4 Σ x(i)	1703.60 Σ x(i) ²	30.3 Σ y(i)	136.39 Σ y(i) ²	481.77 Σ x(i) * y(i)

$\bar{x} = 15.343$
 $\frac{1}{n} * (\sum x(i))^2 = 1647.82$
 $\sum x(i)^2 - \frac{1}{n} * (\sum x(i))^2 = 55.78$
 $sx^2 = 9.296 \text{ \#)}$
 $sx = 3.049 \text{ \#)}$

$\bar{y} = 4.329$
 $\frac{1}{n} * (\sum y(i))^2 = 131.16 \text{ \#)}$
 $\sum y(i)^2 - \frac{1}{n} * (\sum y(i))^2 = 5.534 \text{ \#)}$
 $sy^2 = 0.992 \text{ \#)}$
 $sy = 0.960 \text{ \#)}$

$\frac{1}{n} * \sum x(i) * \sum y(i) = 464.89$
 $\sum x(i) * y(i) - \frac{1}{n} * \sum x(i) * \sum y(i) = 16.88$

$sxv = 2.814 \text{ \#)}$

$$b = \frac{\sum x(i) * y(i) - \frac{1}{n} * \sum x(i) * \sum y(i)}{\sum x(i)^2 - \frac{1}{n} * (\sum x(i))^2} = \frac{16.88}{55.78} = 0.303$$

$$a = \bar{y} - \bar{x} * b = 4.329 - 15.343 = -0.315$$

Tabel 3.10.3. Penghitungan varians tentang garis dari Persamaan 3.10.4

i	x(i)	y(i)	-a+b*x(i)	[y(i)-a-b*x(i)] ²
1	11.2	3.0	3.079	0.0062
2	12.4	3.2	3.442	0.0587
3	13.5	4.0	3.776	0.0504
4	15.7	4.8	4.442	0.1281
5	17.1	4.8	4.866	0.0044
6	18.5	4.9	5.291	0.1525
7	19.0	5.6	5.442	0.0250
$s^2 = 0.1252/(7-2) = 0.085$				Jumlah : 0.4252

Prosedur untuk penghitungan dari varians tentang garis regresi dengan menggunakan Persamaan 3.10.4 ditunjukkan dalam Tabel 3.10.3. Tetapi penghitungan ini dapat diperoleh dengan lebih mudah dari s_y dan s_x :

$$s^2 = \frac{n-1}{n-2} * [s_y^2 - b^2 * s_x^2] \quad (3.10.10)$$

Dengan hasil-hasil yang diberikan dari Tabel 3.5.2, Persamaan 3.5.10 menjadi :

$$s^2 = \frac{6}{5} * (0.922 - 0.303 * 9.297) = 0.085$$

Varians-variens dari estimasi-estimasi a dan b adalah:

$$sb^2 = \frac{1}{n-2} * \left[\left(\frac{s_y}{s_x} \right)^2 - b^2 \right] \quad (3.10.11)$$

dan

$$sa^2 = sb^2 * \left[\frac{n-1}{n} * s_x^2 + \bar{x}^2 \right] \quad (3.10.12)$$

Dengan hasil-hasil yang diberikan dalam Tabel 3.10.2, kita mendapatkan :

$$sb^2 = \frac{1}{7-2} * \left[\frac{0.922}{9.297} - 0.303^2 \right] = 0.00147, \quad sb = 0.038$$

$$sa^2 = 0.00147 * \left(\frac{7-1}{7} * 9.297 + 15.343^2 \right) = 0.3578, \quad sa = 0.598$$

Batas-batas kepercayaan bagi intersep a dan kemiringan b adalah masing-masing:

$$\begin{aligned} a &: [a - sa * t_{n-2}, a + sa * t_{n-2}] \\ b &: [b - sb * t_{n-2}, b + sb * t_{n-2}] \end{aligned} \quad (3.10.13)$$

Batas-batas kepercayaan 95% dari a dan b untuk contoh dengan $n = 7$ ikan dan $t_{7-2} = 2.57$ (Tabel 3.10.1) menjadi :

$$a : [-0.315 - 0.598 * 2.57, -0.315 + 0.598 * 2.57] = [-1.85, 1.22]$$

$$b : [0.303 - 0.038 * 2.57, 0.303 + 0.038 * 2.57] = [0.21, 0.40]$$

Perhatikan bahwa interval kepercayaan bagi intersep a mencakup nol. Ini berarti bahwa hipotesis yang mengatakan tinggi badan adalah proporsional langsung terhadap panjang, (oleh karena itu "a = 0") tidak dapat ditolak dengan 95% batas-batas kepercayaan. Kita katakan bahwa a tidak berbeda nyata dengan nol pada tingkat 95%.

Bila kita memiliki alasan yang kuat dengan menganggap bahwa $a = 0$, maka nilai estimasi harus diganti dengan nol manakala nilai estimasi tidak berbeda nyata dari nol. Oleh sebab itu, untuk selanjutnya b harus dihitung kembali sebagai berikut :

$$b = \frac{\sum x(i) * y(i)}{\sum x(i)^2} \quad (3.10.15)$$

Estimasi kita saat ini didasarkan hanya atas tujuh ekor ikan. Bila kita telah mengukur sebanyak 200 ekor ikan, estimasi dari standar deviasi, sa, akan menjadi lebih kecil (bandingkan dengan Persamaan-persamaan 3.10.11 dan 3.10.12). Marilah kita asumsikan umpamanya, bahwa $\bar{x}$, $\bar{y}$, s_x , s_y , a dan b adalah sama bagi suatu ukuran sampel $n = 200$ seperti yang diestimasi bagi suatu ukuran sampel $n = 7$ (yang dapat saja terjadi). Meskipun estimasi-estimasi dari a dan b menghasilkan nilai yang sama, standar deviasi mereka, sa dan sb, akan berbeda.

Dengan $n = 200$, Persamaan 3.10.11 menghasilkan $s_b = 0.006098$, sedang Persamaan 3.10.12 menghasilkan $s_a = 0.0091$ dan $t_{198} = 1.97$ (Tabel 3.10.1). Dengan demikian, sa dan sb menjadi lebih kecil, dan akibatnya interval kepercayaan dari a menjadi lebih kecil, yakni :

$$a : [-0.315 - 0.0091 * 1.97, -0.315 + 0.0091 * 1.97] = [-0.33, -0.30]$$

Estimasi dari a sekarang akan berbeda nyata dari nol. Dalam hal itu kita dapat menyimpulkan kemungkinannya adalah kurang dari 5% bahwa nilai a yang sesungguhnya adalah lebih besar dari -0.30 atau lebih kecil dari -0.33.

3.11. Koefisien Korelasi Dan Regresi Fungsional

Koefisien korelasi, r , adalah suatu ukuran dari hubungan linier antara dua kuantitas, yang keduanya dipengaruhi oleh variasi yang bersifat acak. Sampel panjang total dan tinggi badan merupakan suatu contoh dari dua kuantitas seperti itu. Dalam hal ini tujuh ikan diambil secara acak. Tanpa disengaja kita mungkin saja mengambil ikan yang kesemuanya memiliki panjang yang hampir sama. Dalam hal seperti itu sampel tidak akan memadai untuk estimasi terhadap hubungan panjang/tinggi sebab batas-batas kepercayaan dari a dan b akan menjadi sangat lebar.

Koefisien korelasi hanya dapat digunakan bila kedua pengukuran tersebut bebas untuk bervariasi secara acak. Bila kita telah memilih tujuh ikan dengan panjang yang telah ditentukan sebelumnya dari panjang-panjang secara acak (misalnya telah menentukan panjang-panjang 4, 6, 8, 10, 12, 14 dan 16 cm bagi sampel panjang/tinggi badan), perhitungan dari suatu koefisien korelasi untuk sampel seperti ini akan tidak benar.

Koefisien korelasi didefinisikan sebagai :

$$r = \frac{s_{xy}}{s_x * s_y} \quad (3.11.1)$$

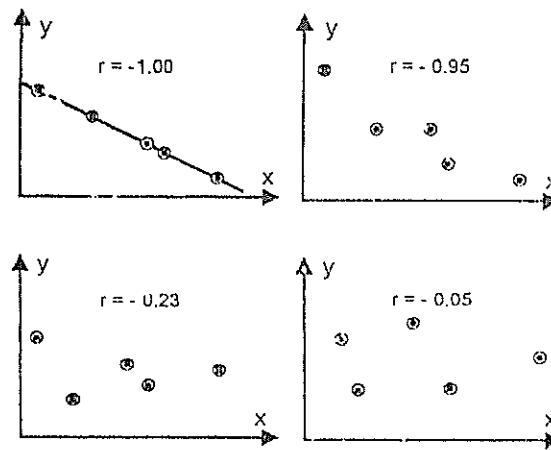
di mana s_{xy} didefinisikan oleh Persamaan 3.10.9 dan s_x dan s_y dirumuskan dalam Persamaan 3.10.8.

Dengan memasukkan kemiringan ($b = s_{xy}/s_x^2$), Persamaan 3.11.1 menjadi :

$$r = b * \frac{s_x}{s_y} \quad (3.11.2)$$

Selang nilai r adalah: $-1.0 \leq r \leq 1.0$. Nilai r negatif bila y cenderung menurun manakala x meningkat, dan r positif bila y cenderung meningkat manakala x meningkat. Pernyataan ini juga berlaku bagi kemiringan b dan hal ini dapat dirunut dari Persamaan 3.10.2: karena s_x/s_y selalu positif (bandingkan definisi dari Persamaan 3.10.8) r memiliki tanda yang sama seperti kemiringan b . Hal-hal yang ekstrim, $r = 1$ atau $r = -1$ terjadi bila semua pasangan (x,y) terletak

tepat di atas suatu garis lurus. Semakin r mendekati nol semakin kurang nyata hubungan linier antara y dan x . Bila $r = 0$, x dan y bersifat bebas satu terhadap yang lain.



Gambar 3.11.1. Contoh-contoh dari koefisien-koefisien korelasi

Gambar 3.11.1. menunjukkan empat contoh dari diagram-diagram pencar dengan nilai-nilai r yang berbeda. Dari contoh Tabel 3.10.2. kita peroleh :

$$r = \frac{2.814}{3.049 * 0.960} = 0.961$$

Marilah kita gunakan r_1 (bawah) dan r_2 (atas) merupakan batas-batas kepercayaan 95% untuk r .

Keduanya dapat dihitung dari rumus-rumus :

$$\begin{aligned} r_1 &= \tanh \left[0.5 * \ln \left(\frac{1+r}{1-r} \right) - \frac{1.96}{\sqrt{n-3}} \right] \\ r_2 &= \tanh \left[0.5 * \ln \left(\frac{1+r}{1-r} \right) + \frac{1.96}{\sqrt{n-3}} \right] \end{aligned} \quad (3.11.3)$$

di mana “tanh” adalah “tangen hiporbolik” yang merupakan standar pada banyak jenis kalkulator saku ilmiah.

Dengan r dari contoh kita ($r = 0.961$, $n=7$) batas-batas kepercayaan 95% menjadi: $[r_1, r_2] = [0.75, 0.99]$, Batas-batas kepercayaan 99% dapat diperoleh dengan cara mengganti angka 1.96 dengan 2.58 dalam Persamaan 3.10.3.

Sering kita tertarik untuk mengetahui apakah nol terletak dalam interval kepercayaan, yakni kemungkinan bahwa hubungan linier adalah dikarenakan oleh kebetulan saja. Dalam contoh ini kemungkinan tersebut kurang dari 5% bahwa hubungan linier bersifat kebetulan, sebab nol tidak berada dalam interval kepercayaan.

Dalam contoh penghitungan regresi tinggi badan terhadap panjang total, panjang di pilih sebagai peubah bebas dan tinggi badan sebagai peubah tidak bebas. Namun demikian, tidak ada alasan khusus bagi pilihan ini. Sampel kita terdiri dari tujuh ekor ikan yang dipilih secara acak. Kita tidak mengatur panjang dan tinggi badan mereka, dengan demikian, kita dapat saja menentukan pilihan sebaliknya bagi peubah-peubah bebas dan tidak bebas.

Salah satu asumsi di belakang analisis regresi linier ialah bahwa peubah bebas tidak dapat sebagai suatu peubah acak. Peubah bebas harus merupakan sesuatu yang dapat kita tentukan nilai-nilai sebelumnya. Sebagai contoh, bila peubah bebas adalah waktu sampel diperoleh, ia dapat ditentukan sebelumnya. Kita dapat menentukan waktu untuk mengumpulkan suatu sampel pada hari pertama dari setiap bulan. Jika kita mengukur waktu dalam unit tahun dan mulai dengan waktu nol pada tanggal satu Januari, peubah bebas akan mengambil nilai-nilai : 0, 1/12, 2/12, 3/12, ..., dst. Nilai-nilai ini jelas bukan peubah-peubah acak.

Dalam hal tujuh ikan yang dipilih secara acak dalam contoh di atas, karena situasinya adalah bahwa mereka dipilih secara acak dari suatu distribusi normal dari panjang-panjang ikan, maka suatu analisis korelasi dapat diberlakukan pada mereka. Di lain pihak, kita dapat menentukan ukuran-ukuran panjang sebelumnya. Kita dapat memilih empat ikan terkecil dan tiga terbesar. Kita dapat juga menentukan, seperti kita lakukan sebelumnya, mengambil mereka seperti adanya. Hanya dalam kasus yang terakhir diperbolehkan melakukan kedua jenis analisis. Dalam kasus yang terdahulu hanya analisis regresi dapat dilakukan. Di sisi lain, mungkin akan menjadi cara yang lebih efektif dalam melakukan analisis regresi karena jarak yang jauh antara obserasi-observasi pada sumbu horisontal. Hal ini akan menyebabkan suatu varian-varian yang kecil dari kemiringan. Dengan memilih ikan secara acak, kebanyakan mungkin berukuran sedang dan berperan kecil terhadap determinasi dari kemiringan yang mungkin memperlihatkan suatu varians yang besar.

Pertanyaan lain adalah apakah kita harus mengambil suatu hasil yang berbeda bila menggunakan tinggi badan sebagai peubah bebas, dengan demikian mengplotkan panjang ikan sebagai suatu fungsi dari tinggi badan. Pertama harus ditentukan apakah tinggi diukur sedemikian tepat seperti panjang. Bila tidak demikian, kemiringan akan menjadi bias (menjadi lebih datar) seperti yang telah dijelaskan. Tetapi, terdapat beberapa masalah meskipun bila kedua peubah diukur dengan akurasi yang lama.

Sekarang dengan mengambil tinggi badan sebagai peubah bebas kita memperoleh apa yang dinamakan “regresi terbalik” (*inverse regression*). Hanya dalam keadaan yang istimewa bahwa semua observasi terletak pada garis regresi (yakni bila $r = 1$ atau $r = -1$). Hasil yang sama akan diperoleh bagi regresi terbalik seperti bagi regresi sederhana. Persamaan $y = a + b \cdot x$, (Persamaan 3.10.2) secara matematik ekuivalen terhadap :

$$x = \frac{a}{b} + \frac{y}{b} \text{ atau } x = A + B \cdot y \text{ di mana } A = -\frac{a}{b} \text{ dan } B = \frac{1}{b} \quad (3.11.4)$$

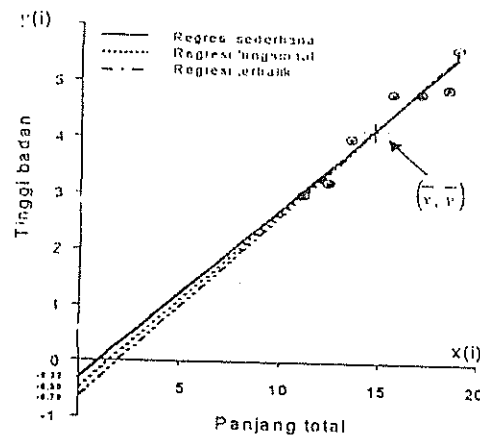
Dengan melaksanakan regresi terbalik (Persamaan 3.11.4) kita dapatkan bahwa $A = 2.139$ dan $B = 3.05$ Persamaan : $x = 2.139 + 3.05 \cdot y$ dapat dikonversikan ke dalam : $y = -0.701 + 0.328 \cdot x$ yang dapat diperbandingkan dengan hasil yang diperoleh bagi regresi orisinal (Persamaan 2.4.7: $y = -0.315 + 0.303 \cdot x$), Dengan begitu, regresi terbalik memberikan suatu hasil yang berbeda dari hasil analisis regresi orisinal.

Salah satu cara untuk mengatasi masalah dalam memilih peubah bebas bila keduanya adalah peubah acak adalah menggunakan apa yang disebut “analisis regresi fungsional” (*functional regression analysis*) (lihat Ricker, 1973). Metode ini mengestimasi suatu kemiringan (yang kita sebut b' untuk membedakannya dengan kemiringan b dari analisis regresi sederhana) dengan rumus-rumus :

$$\begin{aligned} b' &= sy/sx & \text{bila } r > 0 \\ b' &= -sx/sy & \text{bila } r < 0 \end{aligned} \quad (3.11.5)$$

dan intersep :

$$a' = \bar{y} - b' \cdot \bar{x} \quad (3.11.6)$$



Gambar 3.11.2 Garis-Garis Regresi Fungsional Dan Terbalik Dibandingkan Garis Regresi Orisinil

Jenis analisis ini memberikan hasil yang mungkin dimaksudkan sebagai kompromi antara regresi sederhana orisinil dan konterpart regresi terbalik.

Dengan hasil-hasil dari Tabel 3.10.2 kita dapatkan :

$$b' = 0.960/3.49 = 0.315 \text{ dan } a' = 4.329 - 0.315 \cdot 15.343 = -0.504 \text{ dan}$$

$$y = -0.504 + 0.315 \cdot x$$

Analisis regresi fungsional yang diterangkan di sini adalah demi kelengkapan. Ada beberapa keterbatasan yang agak kompleks terhadap penerapannya yang kita tidak dapat memasukinya di sini.

Tiga garis regresi berikut kini telah diestimasi :

1. Analisis regresi sederhana orisinal : $y = -0.315 + 0.303 \cdot x$
2. Analisis regresi fungsional : $y = -0.504 + 0.315 \cdot x$
3. Analisis regresi sederhana terbalik : $y = -0.701 + 0.328 \cdot x$

Gambar 3.11.2 menunjukkan ketiga garis regresi. Perhatikan bahwa dari ketiga garis melewati titik $(\bar{x}, \bar{y})$ dan bahwa suatu kenaikan dalam kemiringan sebagian diimbangi oleh suatu penurunan intersep.

BAB IV

LAMPIRAN

IV.1. Statistical Problems in Fisheries

DOUGLAS G. CHAPMAN

*Center for Quantitative Science, University of Washington
HR-20, Seattle, Washington 98195, USA*

Abstract.—I consider a few broad classes of statistical problems that confront fisheries researchers and those who use and judge the fisheries literature. One of these classes concerns the choice of sample size. Sample size often is constrained by exogenous factors such as funding or logistic feasibility, but the effect of sample size on the reliability of the results can be expressed in terms of variances or confidence intervals. These statistics are straightforward when the research involves parameter estimation; when experimentation involves hypothesis testing, reliability can be expressed via probabilities of detecting evidence for alternative hypotheses. A second class of problems involves tests of the assumptions that underlie the design of studies and the analytical models by which results are interpreted. Examples are drawn from several common fisheries endeavors—treatment-control and mark-recapture experiments; age and catch-per-unit-of-effort analyses—to show that underlying assumptions rarely can be accepted without tests of their validity. A third class of problems concerns replication, which is essential both to test hypotheses and to obtain valid tests of statistical significance. Reviewers and editors should examine fisheries manuscripts with these problems in mind. Authors should demonstrate explicitly that they have addressed these problems and accommodated them.

Anyone who peruses a current fisheries journal such as the *Transactions of the American Fisheries Society* knows that certain mathematical skills are required. Most of the papers present some statistical analysis that usually has been carried out on a high-speed computer. Additionally, some fisheries research involves model building in which other branches of mathematics or computer modeling are used. A substantial fraction of fisheries research involves statistical analysis, and this fraction has been growing in size and sophistication during the past several decades.

It devolves on the editors and referees of fisheries publications to evaluate such analyses. It would be helpful if they had the answers to the following questions. When the experiments were planned, was there also a plan for the statistical analysis? Did the statistical analysis involve assumptions that could and should be tested? Were the assumptions spelled out and were the auxiliary experiments to test them carried out? Was the analysis appropriate to answer the questions that the experiments were designed to answer? Was the sample reasonable—that is, did it allow differences of interest to be detected or reliable estimates to be derived? Was the analysis carried out correctly? Are the statistical aspects described in sufficient detail to enable duplication and checking? Are the raw data given so that an alternative analysis can be carried out if one is felt to be appropriate?

Many of these questions frequently are not asked; if they were, the answers often would be "no." Some "no" answers have obvious reasons. For example, inclusion of raw data might make a paper unduly long and thus unacceptable for

publication. The pressure of space may also explain brevity of the analysis or the explanation. The analyses usually are carried out correctly. Often, however, important assumptions are not specified and hence not specifically considered. Sampling procedure often is not clearly spelled out, making it very difficult for a reader to determine the population to which the results obtained from the analysis apply. Even more frequently, there is a less-than-adequate treatment of sample-size determination.

One might sample the research publications in fisheries and provide some examples for which these questions yield negative answers. This has been done in some fields and some of the resulting papers are worth studying by potential researchers, reviewers, and consulting statisticians. Here, I have chosen to consider a few broad classes of problems that are relevant to some of the aspects cited that pertain particularly to fisheries.

Sample Size

Many people are interested in sample size, judged from the frequency with which statistical consultants are asked about this aspect of experimentation and research. Sample size often is constrained by practical feasibility. For example, if a funding agency has identified a maximum level of expenditure for a study it supports, the researcher may feel there is little point in considering sample size beyond what is possible with the available funding. It still is useful, however, for the experimenter (and also the funding agency, although the latter may not ask) to know the level of detection expected from the study. In this respect, it is useful to distinguish two broad classes of studies or experiments: a class that involves only parameter estimation and one that involves hypothesis testing.

When the statistical analysis involves parameter estimation, it is customary to supply an estimated variance of each estimate, a confidence interval, or both; this guides reviewers and readers to the experiment's reliability. Because it is easy to specify the desired level of the variance or width of the confidence interval, these statistics also are frequently used to determine sample size before an experiment.

When the statistical analysis involves a test of a hypothesis, the situation is somewhat more difficult. The alternatives to the hypothesis tested usually form a range of values, and may involve "nuisance parameters" whose values must be known or estimated before a sample-size determination can be carried out. Such determinations involve more sophisticated analyses than do most tests, or they require special tables such as distributions of noncentral chi-square or noncentral t -values. In practice, however, the problem of sophistication usually can be avoided by use of approximations that involve only the normal distribution.

Although nuisance parameters will not be known in advance of an experiment, it may be possible to establish a range of values likely to encompass their true values. It is then easy to develop a table that shows the probability of rejecting the null hypothesis for various possible values of the alternative hypothesis.

For example, consider a situation involving linear regression for which the model is $Y = \alpha + \beta X + e$; as usual, the errors, e , are assumed to be normally distributed with a mean of zero and a variance of s^2_{YX} . The plan is to test the hypothesis $\beta = 0$ on the basis of observations of Y and seven X_i values; $X_i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$. The test statistic is

STATISTICAL PROBLEMS

TABLE 1.—Approximate power of the test of $\beta = 0$ for various values of β (slope of linear regression) and s_{YX} (standard deviation of regression of Y on X).

s_{YX}	β		
	0.1	0.5	
0.5	0.07	0.99	1
1	0.02*	0.53	0.99
2		0.11	0.53

*Power very small; approximation not satisfactory.

$$t = \frac{b}{s_b}$$

b being the estimate of the slope and s_b the standard deviation of b ; that is,

$$s_b = \frac{s_{YX}}{\sqrt{\sum X_i^2 - n\bar{X}^2}}$$

Here, s_{YX} is the sample estimate of σ_{YX} , the population standard deviation, n is the number of X values, and $\bar{X}$ is mean X . For the X s chosen, the denominator is $\sqrt{28}$. The hypothesis is rejected at the 5% level if the absolute value of t exceeds 2.57: $|t| > 2.57$. Now we can approximate the power of the test against some alternative β by calculating the normal probability

$$P\left[\frac{b - \beta}{s_b} > \left(2.57 - \frac{\beta}{s_b}\right)\right]$$

which is

$$1 - \Phi\left(2.57 - \frac{\beta\sqrt{28}}{s_{YX}}\right);$$

Φ is the probability that a standard normal deviate equals or exceeds the quantity in parentheses. This approximation neglects the left tail of the two-sided test.

At this point, one may feel stymied because there is no information on s_{YX} , the standard deviation from the regression, and uncertain about the alternative β s to be considered. However, a table of approximate rejection probabilities can be constructed for various values of β and s_{YX} (Table 1). It is easy to extend such a table to other values of β and s_{YX} , which might be more appropriate for a different problem.

Alternatively, one may get a prescribed power, say 0.90, by writing

$$2.57 - \frac{\beta\sqrt{28}}{s_{YX}} = -1.28,$$

or

$$\frac{\beta}{s_{YX}} = 0.728.$$

Thus there is a very reasonable probability of detecting alternatives that equal or exceed $0.728s_{yx}$. Or, consider that the experiment has been carried out and the estimate of s_{yx} is 2.38. Then it can be concluded that the approximate probability of rejecting the null hypothesis of 0.90, provided the slope β differs from zero by at least 1.73.

The preceding discussion deals with power—the probability of rejecting the null hypothesis—rather than with sample size. The sample size was determined by the choice of observations at the values $X = 1, 2, \dots, 7$. If it is feasible to choose a larger set of X values, and a power of 0.90 is still sought, the sample-size problem reduces to the equation for N , the sample size:

$$\sqrt{N} = \frac{3.75 s_{yx}}{s_x}$$

Here is needed not only the specific alternative β but reasonable values for s_x and s_{yx} . With these specified, N is determined. Although it is simple to discuss at least approximations to sample size for hypotheses relating to a comparison of test and control groups (or of two groups in general), other models that involve more complex statistical tests require more sophisticated treatment. However, most research now being carried out involves simple situations. Ideally, the experimenters will give consideration, insofar as possible, to sample size before the experiment or observations are carried out, and will also review the power of the test after it is completed. A reviewer who enters the scene later also should evaluate the power of the test, particularly if the authors have accepted a null hypothesis.

Testing Assumptions

Many tests of hypotheses involve assumptions. Increasingly, researchers are concerned about whether or not the assumptions are met; they do tests to check the assumptions, or they adopt alternative procedures that involve no (or less restrictive) assumptions. However, this is not the universal practice. In the following sections, I point out some classes of situations in which assumptions must and can be tested. All of these situations are important in fisheries work and have been identified in the literature; nevertheless, one can find recent published examples of failure to carry out proper procedures.

Comparative Experiments with Count Data

A broad class of experiments involves measuring the effect of a treatment, the measured variable being the number of "successes" in the treatment and control groups. My introduction to this problem came early as a statistical consultant.

In 1959, Marian B. Holmes and Willis H. Rich of the U.S. Bureau of Fisheries began a series of experiments to measure the effects of Bonneville Dam (Columbia River) on mortality of downstream-migrating salmon smolts. They divided their available fish into two groups with distinctive fin clips, then released one group above the dam (experimental group) and the other below it (control group). The releases were made in various ways—some over the spillway, others into the turbine intake—and continued for several years. The aim was to compare,

STATISTICAL PROBLEMS

between experimental and control groups, the subsequent returns of adult fish to the river. These returns occurred over several years and in several fisheries.

In the late 1940s, Holmes attempted analysis of the data by applying simple chi-square tests, which seemed a reasonable approach. However, one of the paired releases showed a benefit (more returns) to the experimental group that was significant at the 5% level. It was hard to conceive how passing through a dam complex could enhance survival, and other explanations were sought. One explanation proposed was that variability was greater than that of a simple binomial model, which postulates that each fish in the test is an independent replication of an experiment with constant probability of success (or survival). One immediately sees how a binomial model could fail: the probability of survival may differ between individuals or survivals could be dependent events. Either possibility leads to an alternative model that cannot be handled by simple chi-square analysis. To carry out significance tests or to obtain confidence intervals, an independent estimation of the variance must be obtained. This is done most easily by having replicate experiments under identical conditions. The differences between such replicates form the basis of a variance estimate. Because Holmes and Rich had not attempted such replicates, there was no basis for such an estimate, and thus no basis for analyzing the results of the 15 experiments carried out over the 10 years of releases and recoveries. Consequently, the results were never published.

When Holmes and Rich began their work in 1939, the need for such replicates was appreciated by few statisticians and even fewer experimenters. Further, Holmes and Rich had very few marks at their disposal (only paired-fin clips), and it would have been difficult for them to effect much replication. Development of the magnetic coded wire tag has now eliminated this problem with such experiments on salmonids because this tag is uniquely distinguishable for the life of each animal and has an identical effect on each. Replication is now easy and should be a standard procedure. Nevertheless, replication is not always done. For example, de Libero (1986) statistically assessed the use of coded wire tags with chinook salmon and coho salmon in Washington State. Of several hundred experiments involving releases of these two species, only a few involved replicates. De Libero showed that, for the paired experiments that were replicated, the coefficient of variation ($g(X)$ = standard deviation/mean) was given by the function

$$g(X) = 124 + 34 \log_e[(1/X) + 0.0265];$$

X is the number of observed recoveries. It is easy to demonstrate from this function that a chi-square test of homogeneity would generally lead to rejection at the 5% level. In short, the binomial (or more generally, multinomial) model is inadequate for this situation. This inadequacy is to be expected in many similar situations, in which many environmental factors superimpose variability beyond that of random sampling.

Many experiments involve comparisons between a tested group and a control group, and it is appropriate to determine as a first step whether the binomial model is appropriate for their analysis. If there are several replicates of the control group and several replicates of the treatment group, a preliminary chi-square test can be carried out to test assumptions about the appropriate model; then an appropriate test can be made. However, such replicate tests often are not carried out.

Conversely, I can point to papers in the *Transactions* by authors who performed experiments with replication but pooled the results of the several replicates. Perhaps the replicates were homogeneous and a test would have validated the binomial model and justified the pooling. However, because the test was not performed and the separate results were not shown, the reader has no way of evaluating the matter.

I introduced this problem by referring to experiments at Bonneville Dam, where the measured variable was survival to maturity as indicated by recapture of fish in a fishery or spawning area. In such experiments, it is necessary to sample extensively in time and usually also in space, and often to wait several years for the returns of mature fish. The importance of this problem in studies of salmonids on the Columbia River and some other systems in western North America has led to another approach to this problem. When comparisons are made of young salmonids released above and below upstream dams, survival is estimated by sampling at one or more dams farther down the system.

I do not further discuss these experiments but note only that the analysis of such experiments was covered in depth by Burnham et al. (1987). They emphasized the importance of models as a basis for the analysis of such experiments, and also emphasized the importance of replication. They devoted a full chapter to the topic and, among other things, noted a procedure for estimating the variance-inflator factor when replication was not built into an experiment. This procedure requires some supplemental information that might be obtained, for example, from subsamples in the recapture process. Of course, this is much inferior to designing replication into the experiment. Burnham et al. also devoted a chapter to "Planning Experiments," which should be carefully read by anyone involved in experiments of this type.

Mark-Recapture Experiments

Over the past several decades, mark-recapture experiments have been widely used, and the analysis of such experiments has become increasingly sophisticated. This sophistication has been developed in part to extract more information from the experiments, but in larger part to test assumptions that are basic to the procedures or to obtain results that do not depend on the assumptions. The assumptions vary with the model but at least three are important for most analyses: (1) no mortality results from the tagging process; (2) no marks are lost before fish are recovered; and (3) all fish recaptured with a tag are reported. Auxiliary experiments provide tests of these assumptions and estimates of correction factors if the assumptions are violated (Seber 1982). Because failure of the assumptions means that the estimates obtained are biased, it should be standard practice to carry out such auxiliary experiments as part of the protocol of a mark-recapture experiment. Such auxiliary experiments include holding newly marked fish in live tanks to assess short-term tag loss, grading tagged fish at release to estimate vitality, double-tagging fish to determine long-term tag loss, offering rewards on some tags to gauge reporting frequency, and subsampling recaptured fish in such a way as to ensure accurate information on the absence or presence of a tag. These auxiliary experiments have problems of their own, but they provide information that is essential if the main experiment is to be

STATISTICAL PROBLEMS

Despite this obvious need, many results of mark-recapture experiments are reported with no attempt to resolve the problems identified. Occasionally, an author notes these problems, but nevertheless provides estimates without evaluating their quality. This is true not only for Petersen-type estimates but also for the important class of Jolly-Seber estimates, as Begon (1983) has demonstrated.

Age Data and Age Analyses

Aging of fish has a long history and has been extensively discussed. Age data are used in a variety of ways—to construct growth-at-age tables, to develop growth-at-age models that may be used in yield calculations, to calculate mortality or survival rates, and occasionally to estimate recruitment rates or numbers. Age data are also required for the widely used methods of virtual population or cohort analysis.

Because age data are so widely used, the reader of a fisheries paper with age data may unthinkingly assume that the data are correct as presented. For some species and in some situations, the ages are undoubtedly read correctly, but recent studies have shown that this is not always true. This is emphasized by a symposium volume (Summerfelt and Hall 1987) that includes several papers on variability, error, bias, and validation. Further, for some species, it is clear that both random error and bias increase with the age of the animal. Some of the problems of aging marine species have been evaluated by Lai (1985) and Lai and Gunderson (1987).

What are the implications of errors in age determination? Barlow (1984) demonstrated that estimates of mortality or survival can be seriously biased by erroneous ages. Lai and Gunderson (1987) also studied the effects of aging errors on estimates of growth, mortality, and yield per recruit for walleye pollock. Some parameter estimates are not seriously affected, they found, but such others as optimum fishing mortality and optimum age at first capture could be substantially affected. The effect of errors has not been evaluated for other uses of age data.

In most of the relevant literature, the validity of age determinations is discussed slightly or not at all. It is clear that greater effort should be applied to assure that age readings are correct and, particularly when large-scale age-reading operations are undertaken, that quality control procedures are used to minimize routine errors and to eliminate bias.

Even when age determinations are correct, however, the analysis based upon them may be misleading. Several methods to analyze curves of catch at age (e.g., Chapman and Robson 1961; Robson and Chapman 1962) have been developed under the assumptions that the population is stationary and that the catch is a random sample of the population. The assumption of randomness is usually restricted to situations in which there is a sigmoid selection curve such that fish above a certain size (hence, age) are fully available to the catching gear. Tests are available to check this assumption, though if the selection curve does not follow this simple model, the methods used to estimate mortality or other parameters are invalid. The assumption of constant recruitment is a more serious one and cannot be tested without additional information. If variations in recruitment are purely random, mortality estimates will be unbiased—but variances of the estimates may be underestimated if the model used is incorrect. If there are both random variations and trends in recruitment, mortality

estimates may be invalid. If there is trend alone, trend and survival will be confounded and the resulting geometric model will look superficially satisfactory but yield an estimate of survival rate divided by trend rate rather than survival rate alone. A full discussion of these problems—the confounding mortalities, selection probabilities, and recruitment—was given by de la Mata (1988). Thus, a referee or an editor who receives a paper that includes analysis of age data should consider not only the accuracy of the age reading but also the extent to which assumptions underlying the analysis can be justified and what their failure implies for the results.

Catch per Unit of Effort

The use of catch per unit of effort (CPUE) in population dynamics studies both widespread and long-standing. It is usually based on the simple equation $C = qfN$; catch (C) is proportional to the product of effort (f) and average population size (N) over the catching period. Here, q is the constant proportionality or the catchability coefficient. Users of the equation have been appropriately concerned about proper measurements of effort. However, even if effort is measured correctly, it is not at all clear that CPUE is proportional to population size at all population sizes and levels of effort.

Early applications of CPUE were made to trawl fisheries, where it seems reasonable to assume (in the absence of gear saturation) that catch in a unit area swept by the trawl was proportional to the density and hence local abundance of fish. Problems with this assumption were demonstrated in a 1963 symposium held by the International Council for the Exploration of the Sea (ICES; Gullerud 1964). That symposium included the seminal paper by Paloheimo and Dickerson (1964), one of the early theoretical studies on the subject; others have followed, including MacCall's (1976) study of a sardine fishery and Clark and Mangel's (1979) analysis of tuna purse seine fisheries. A wide range of problems with the use of CPUE for pelagic fisheries was exposed in a 1979 ICES symposium (Saville 1980). For example, Ulltang (1980) reported no significant correlation between stock sizes from virtual population analyses and those derived from CPUE of purse seine fisheries. Later, Cooke (1985) modeled CPUE as a measure of whale abundance, and pointed out that purse-seine fishing of schooling pelagic fish is "similar in structure to whaling where the school can be likened to an individual whale." These theoretical studies demonstrate the complexity of the problem; among other things, catch depends on the behavior of both the fish and the fishermen. Similar conclusions were drawn for sport fisheries by Hackney and Linkous (1978) and by Peterman and Steer (1981).

A list of problems that arise in trying to relate abundance or density to some measure of CPUE would be long and perhaps not too helpful. It appears to me that users of CPUE must look beyond the correct measurement of effort and attempt to determine the true relationship between CPUE and population density from theoretical or empirical studies (or both). It is tempting to reason by analogy from one fishery to another—to assume that if a relationship between CPUE and fish density holds in one fishery, a similar relationship will hold in a different fishery. Such extrapolation is unlikely to be valid if there are differences in the behavior of the fish or the fishermen, or there are biological or physical

STATISTICAL PROBLEMS

Replication

One other topic merits consideration both because it is a serious problem in fisheries research and because it has been widely discussed in the ecological literature. I have referred to the need for replication when experiments that compare a treatment and a control are based on counts of "successes" and the replication provides a test of the binomial model's validity. If the binomial model is not valid, replication is essential to determine the statistical significance of the compared counts or confidence intervals for the response effect.

There is a broader class of experiments for which replication is basic to the experimental design; this essential aspect of experimental design goes back to R. A. Fisher (1951). It is the essence of what is needed to obtain a valid test of significance.

Hurlbert (1984) devoted a substantial paper to the topic. He defined "pseudoreplication" as the use of inferential statistics to test for treatment effects with data from experiments in which either treatments were not replicated (though samples may have been) or the replicates were not statistically independent. Pseudoreplication occurred in 27% of the 175 experiments published between 1950 and 1984 that Hurlbert reviewed.

Ideally, experimenters should consider all the variables likely to influence a treatment effect when they test for the significance of the effect or estimate its level. This can be done in two ways: a systematic design can be imposed so that other variables can be accounted for, or the experiment can randomize with respect to the extraneous variables.

For example, suppose an investigator is interested in the effect that introduction of a potential forage species will have on the growth rate of a game fish in a lake. Many factors affect this growth rate: other fish species in the lake (competitors, predators, other prey), chemical and physical properties of the lake, and so on. The experimenter may select the lake where the experiment is to be carried out or the selection may be dictated by extraneous factors. Growth rates are determined before and after the forage species is introduced and compared by some appropriate statistical test. If there is a significant difference between observations before and after the introduction, it cannot be inferred that this difference is due to the treatment, though it may be tempting to do so. The difference may be due to changes in other conditions in the lake or in the climatic regime. Hurlbert (1984) would call this an experiment involving pseudoreplication. The problem can be handled in several ways. For example, one might replicate over time; if the treatment is not reversible, however, the untreated or control situation must always precede the treatment measurement, which introduces a possible bias. Alternatively, one might replicate over space. Several areas are selected: some receive the treatment, the others remain as controls. Ideally, the treatment and control areas are selected randomly.¹

¹Random selection of treatment areas usually is impossible in applied ecology; one cannot decide the location of a dam or a power plant on a statistical basis, for example. In such a situation, it is easy to understand Eberhardt's (1978) statement that "field experiments in ecology [usually] either have no replication or have so few replicates as to have very little sensitivity."

CHAPMAN

TABLE 2.—Experimental design: potential sources of confusion in an experiment and means for minimizing their effects (after Hurlbert 1984)

Source of confusion	Features of an experimental design that reduce or eliminate confusion
Temporal change	Control treatments
Procedure effects	Control treatments
Experimenter bias	Randomized assignment of experimental units to treatments Randomization in conduct of other procedures "Blind" procedures ^a
Experimenter-generated variability (random error)	Replication of treatments
Initial or inherent variability among experimental units	Replication of treatments; interspersing of treatments, concomitant observations
Nondemonic intrusion ^b	Replication of treatments; interspersing of treatments
Demonic intrusion	External sacrifices, etc.

^aUsually employed only where measurement involves a large subjective element.

^bNondemonic intrusion is defined as the impingement of chance events on an experiment in progress.

In an experiment like this, it does not help to take subsamples either in the control or the treatment situation. Subsamples are useful to measure another source of variability within area or time, but the major comparison between the treatment and the control is still confounded by time and area and perhaps other factors.

Hurlbert (1984) summarized potential sources of confusion in an experiment and the means to minimize their effects (Table 2). He suggested that statisticians who teach give much greater emphasis to experimental design, and that statisticians who consult be more hard-nosed and suspicious. I concur with both suggestions. Consulting statisticians and experimenters fail to communicate; such failure can occur anywhere in statistics, but is particularly likely to occur with respect to statistical design when all details of the experiment are not made fully clear.

Journal editors and referees often are in a quandary over statistical design. Should they go back to the author and seek clarification of the experimental design so they can determine whether it was proper for the hypothesis proposed and the conclusion drawn? If yes, they risk lengthening the paper and perhaps bringing in technical details of specialized and only limited interest. If no, they risk publication of an inadequate paper. Later, they may encounter another paper that purports to address the same hypothesis but shows contradictory results. Hurlbert (1984) suggested that the problem should be solved by "a barrage of clearly explained rejection notices." He felt that statistical sophistication is not the main problem; rather, most experimental designs in field ecology are simple and "when errors are made, they are of a gross sort." Although this is occasionally true in fisheries, I believe that fisheries biologists have acquired increasing statistical sophistication in recent years. Errors that do occur will be more difficult to detect unless the experimental design is completely and fully specified.

Summary

Recent years have seen the statistical sophistication of fisheries researchers has

published papers. Although the number of elementary statistical errors in published papers such as those found in the *Transactions* are now few, editors and referees need to be on the lookout for more subtle problems associated with sample size and failure to list or test assumptions. The question of assumptions is particularly important in some basic fisheries methodologies, particularly when complicated models or alternative methodology is required.

References

- Barlow, J. 1984. Mortality estimation: biased results from unbiased ages. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 41:1843-1847.
- Begon, M. 1983. Abuses of mathematical techniques in ecology: application of Jolly's capture-recapture methods. *Oikos* 40:155-158.
- Burnham, K., D. Anderson, G. C. White, C. Brownie, and K. H. Pollock. 1987. Design and analysis methods for fish survival based on release-recapture. *American Fisheries Society Monograph* 5.
- Chapman, D. G., and D. S. Robson. 1961. The analysis of a catch curve. *Biometrics* 16:354-368.
- Clark, C. W., and M. Mangel. 1979. Aggregation and fishery dynamics: a theoretical study of schooling and the purse seine tuna fisheries. *National Marine Fisheries Service Fishery Bulletin* 77:317-337.
- Cooke, J. G. 1985. On the relationship between catch per unit effort and whale abundance. Report of the International Whaling Commission 35:511-519.
- de la Mare, W. K. 1988. On the simultaneous estimation of natural mortality rate and population trend from catch-at-age data. Report to Scientific Committee of the International Whaling Commission, SC/40/01, Cambridge, England.
- de Libero, F. 1986. A statistical assessment of the coded wire tag for chinook (*Oncorhynchus tshawytscha*) and coho (*Oncorhynchus kisutch*) studies. Doctoral dissertation, University of Washington, Seattle.
- Eberhardt, L. L. 1978. Appraising validity in population studies. *Journal of Wildlife Management* 42:207-238.
- Fisher, R. A. 1951. The design of experiments, 6th edition. Hafner, New York.
- Gulland, J. A., editor. 1964. On the measurement of abundance of fish stocks. *Rapports et Procès-Verbaux des Réunions, Conseil Permanent International pour l'Exploration de la Mer* 155.
- Hackney, P. A., and T. E. Linkous. 1978. Striking behavior of the largemouth bass and use of the binomial distribution for its analysis. *Transactions of the American Fisheries Society* 107:682-688.
- Hurlbert, S. H. 1984. Pseudoreplication and the design of ecological field experiments. *Ecological Monographs* 54:187-211.
- Lai, H. L. 1985. Evaluation and validation of age determination for sablefish, pollock, Pacific cod and yellowfin sole: optimum sampling design using age length keys and implications of aging variability in pollock. Doctoral dissertation, University of Washington, Seattle.
- Lai, H. L., and D. R. Gunderson. 1987. Effects of aging errors on estimates of growth, mortality and yield per recruit for walleye pollock (*Theragra chalcogramma*). *Fisheries Research (Amsterdam)* 5:287-302.
- MacCall, A. D. 1976. Density dependence of catchability coefficient in the California Pacific sardine *Sardinops sagax caerulea* purse seine fishery. *California Cooperative Oceanic Fisheries Investigations Reports* 18:136-148.
- Paloheimo, J. E., and L. M. Dickie. 1964. Abundance and fishing success. *Rapports et Procès-Verbaux des Réunions, Conseil Permanent International pour l'Exploration de la Mer* 155:162-163.
- Peterman, R. M., and G. J. Steer. 1981. Relation between sport fishing catchability coefficients and salmon abundance. *Transactions of the American Fisheries Society* 110:666-669.

IV.2. Graphic and Tabular Display of Fishery Data¹

VICTOR S. KENNEDY AND DEBORAH C. KENNEDY

*Horn Point Environmental Laboratories
University of Maryland
Box 775, Cambridge, Maryland 21613, USA*

Abstract.—Most scientific writing involves analysis, interpretation, and reporting of quantitative data. Such writing must be literate and numerate to attract and hold the attention of busy readers, and careful crafting of figures and tables enhances this task. Ideally, figures preserve detailed information for study and encourage reasoning about that information. They allow a large body of data to be encoded in a compact space. Studies have revealed how graphic-perception tasks are performed when one decodes such information. For example, it is easier to judge the position of points along a common scale than along identical but nonaligned scales. In turn, both of these judgments are more accurate than a judgment (in order of decreasing accuracy) of length, angle, slope, area, or volume. This knowledge has led to the development of techniques for graphing data with visual clarity. We use fisheries and other data to illustrate some of these graphic techniques. Like figures, tables may be used to present raw data, summaries of these data, or analyses based on them. We show ways to present such tabular material clearly and comprehensively.

Scientists should strive to be literate, articulate, and numerate, and should become familiar with the best ways to illustrate their writing with figures and tables. Literacy and articulacy (Gowers 1977) ideally are cultivated during high school and college; numeracy develops especially in graduate school. However, a scientist's education in graphic illustration is usually self-education and imitative of what others have done. We hope here to foster an understanding of graphic and tabular methods of enhancing the presentation and analysis of fisheries data. We present a brief overview of some goals of graphic display and the development of graphic methods, and follow with general principles and standards of graphic design. We then discuss our survey of figures and tables in four fisheries journals and conclude with suggestions and new methods for the display of data.

Graphic Display

Figures and tables should be structured toward at least two ends. The first is to order related data into a logical sequence, perhaps according to time (the most common construct), or magnitude (e.g., highest to lowest), or pattern of observation or experimentation. The second is to place one or more variables or data sets in juxtaposition so that their changes are seen in relation to one another. The

¹Dedicated to those major professors who ensure that their students' theses and dissertations are pruned and shaped into succinct acceptable manuscripts *before* they are sent to journal editors.

total, or both. Such ordered relationships are aids to organization; the goals are to enhance understanding of the data, to expedite the drawing of conclusions or the making of decisions, and perhaps to persuade.

Gowers (1977) noted that writing is an instrument for conveying ideas from one mind to another. Similarly, figures aid the flow of information that occurs when data are recorded, encoded in a message, and transferred to and decoded by an observer. Well-designed figures illuminate relationships among ideas or data that are difficult to explain precisely in words. They improve understanding, draw attention to major issues, and enhance retention of the message. They also save the time of the observer because extraneous or trivial material is dispensed with, permitting close study of the remaining essentials for trends or relationships—including those once hidden by "noise." Many scientific figures (perhaps a majority) represent time series, although time is not a good explanatory variable (Tufte 1983), but about 40% of scientific figures are relational (i.e., they display two or more variables of a kind other than time, latitude, or longitude). This encourages the viewer to search for possible causal relationships between the variables (Tufte 1983).

In fisheries papers, figures may include diagrams and schematics, illustrations, maps, photographs and photomicrographs, and graphs. They are used

- to display and describe data effectively and without distortion,
- to draw attention to key aspects of the data,
- to place these key aspects into context,
- to analyze and display statistical relationships,
- to uncover relationships that might otherwise be hidden or unclear,
- to illustrate nonvisual concepts visually, and
- to speed communication and save the reader's time.

Good figures are accurate, simple and uniform, clear and unambiguous, of pleasing appearance, and structurally well designed in that all design elements are interdependent (Schmid 1983). They are crafted to attract and hold attention. In order to accomplish the goal of clear, rapid communication, one must understand not only the data and their implications, but also the purpose of the basic format. This will allow the format to emphasize the data. It follows, then, that the careful fisheries scientist discards unnecessary detail and employs appropriate design and scaling of graphic material to display that material effectively.

KENNEDY AND KENNEDY

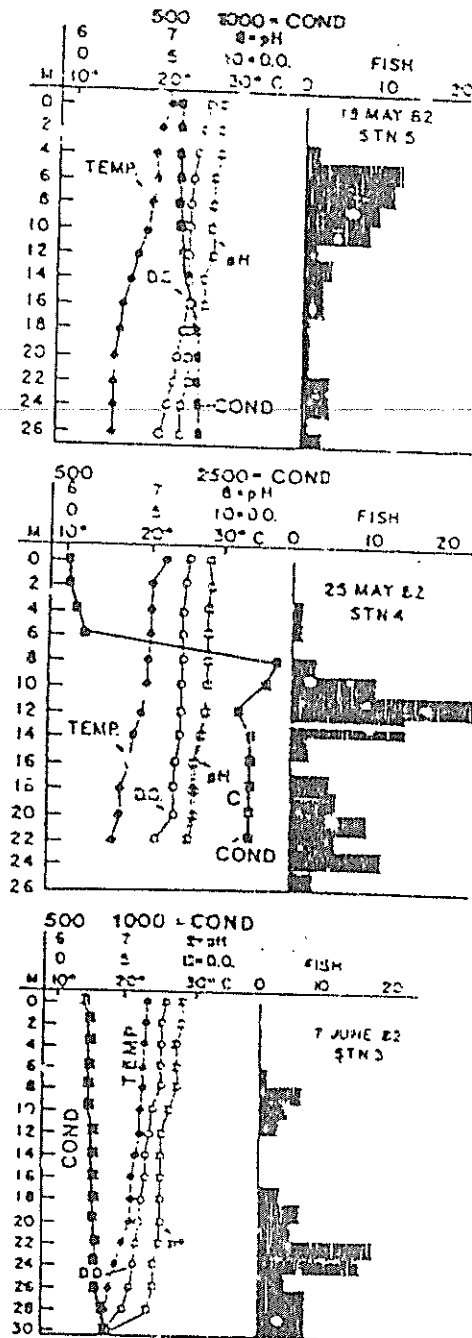


FIGURE 2.—Combined line graphs and horizontal bar graphs, with four scales (conductivity, pH, dissolved oxygen, and temperature) to describe the line graphs. Data for the environmental factors and fish abundance are plotted against increasing depth at 2-m intervals. From Matthews et al. (1985).

KENNEDY AND KENNEDY

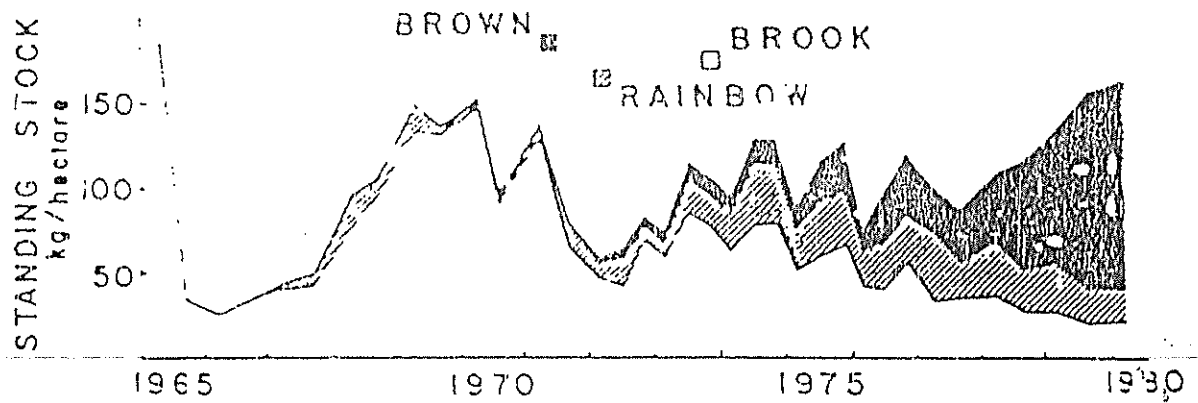


FIGURE 4.—Surface graph clearly showing change in three variables (trout standing stocks) over time. From Waters (1983).

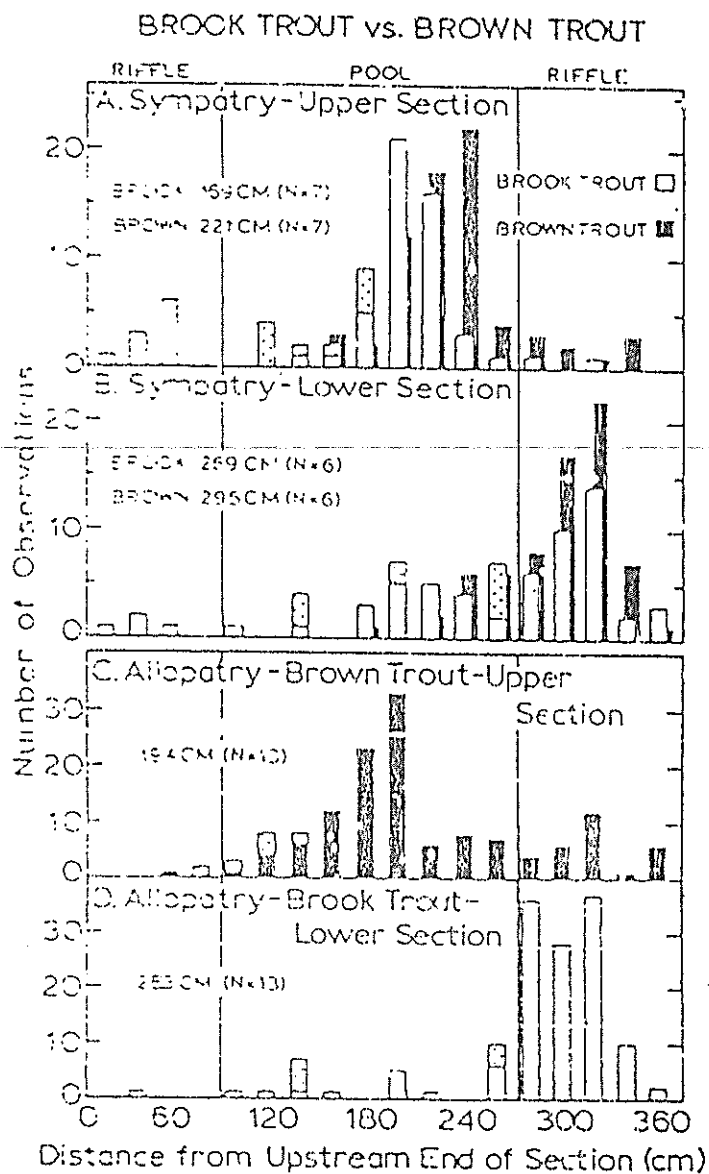


FIGURE 7.—Composite figure with simple vertical bar graphs in the lower two panels and grouped offset bars in the upper two panels (shading aids contrast). Data are for positions of trout in a laboratory stream; stippled portions of bars are the daily positions of dominant fish. From Fausch and White (1936).

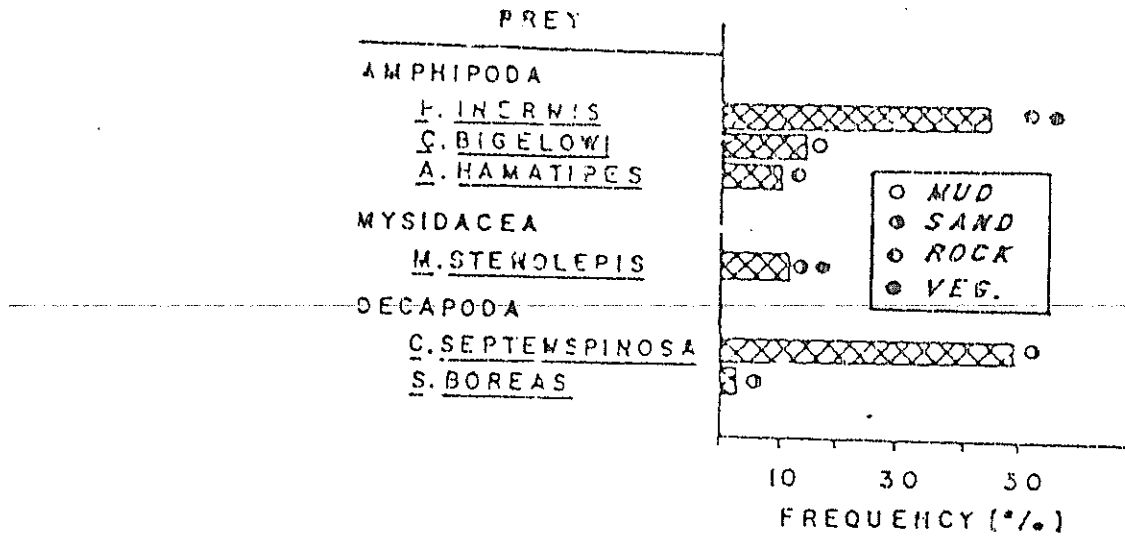


FIGURE 8.—Horizontal bar graph of the diet of red hake. Bars are balanced by textual information to left and a key to the substrate association of prey is inserted in otherwise empty space. Veg. = vegetation. Redrawn from Garman (1983).

GRAPHIC AND TABULAR DISPLAYS

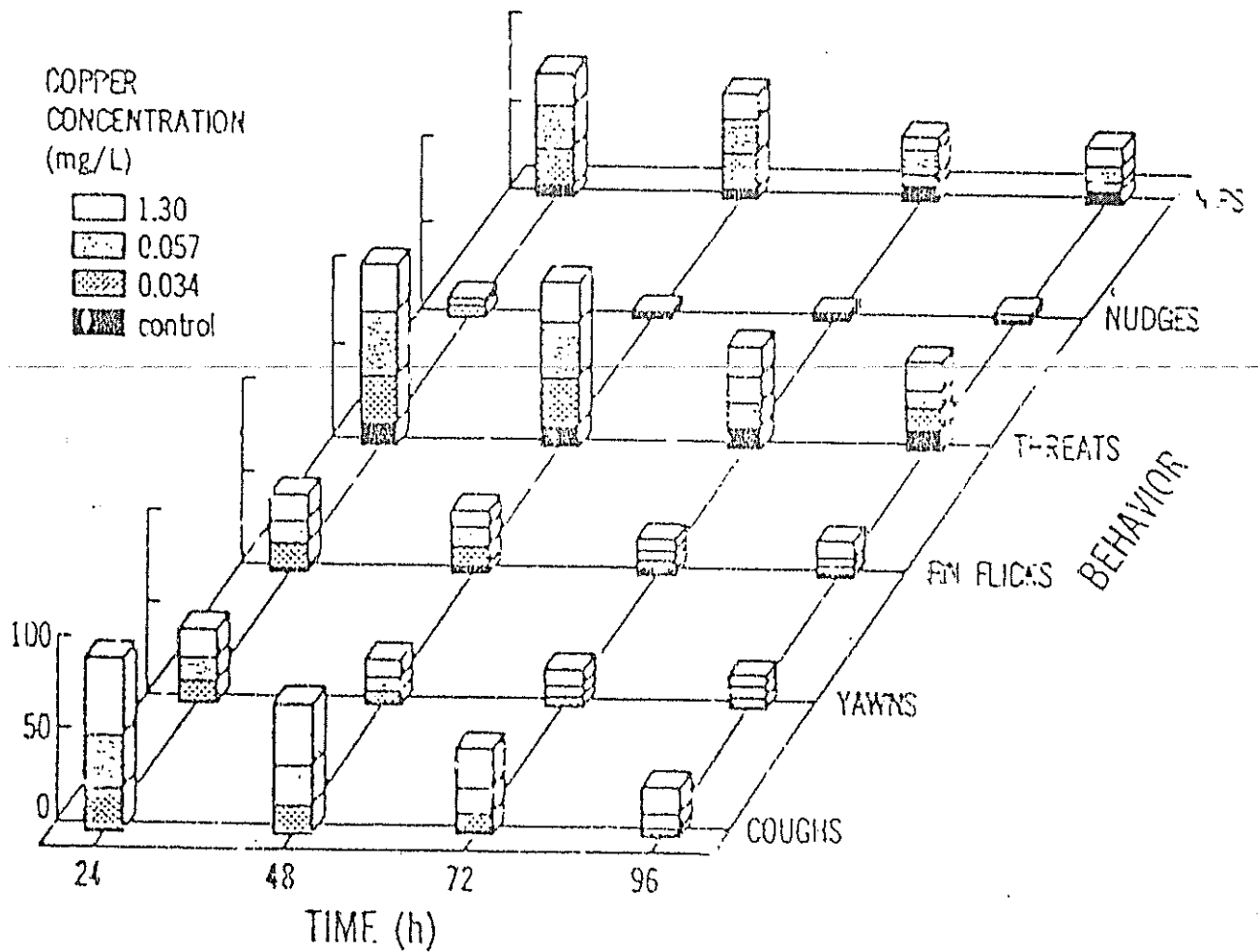


FIGURE 10.—Three-dimensional display of component bars to show mean frequencies of six behaviors of bluegills during 96-h exposures to three concentrations of copper or to control water. Vertical scale is mean number of occurrences (two replications) of a given behavior observed for a population for each time period. From Henry and Atchison (1986).

KENNEDY AND KENNEDY

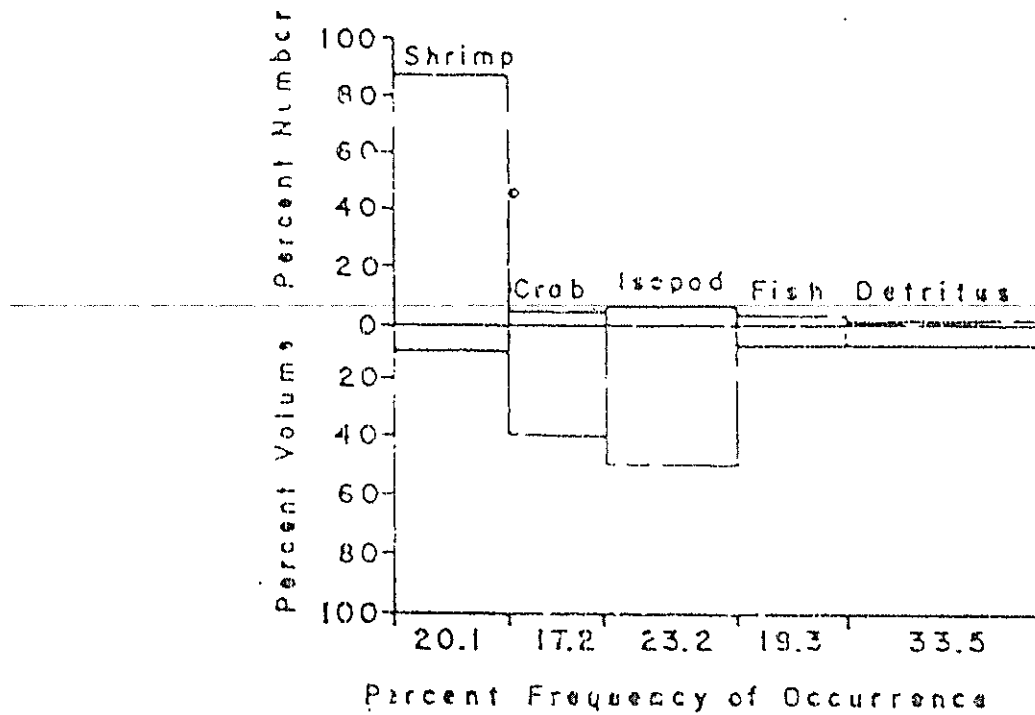


FIGURE 11.—Model of a paired bar graph for simultaneous comparison of volume and undance of diet items in relation to frequency of occurrence (signaled by width of

GRAPHIC AND TABULAR DISPLAYS

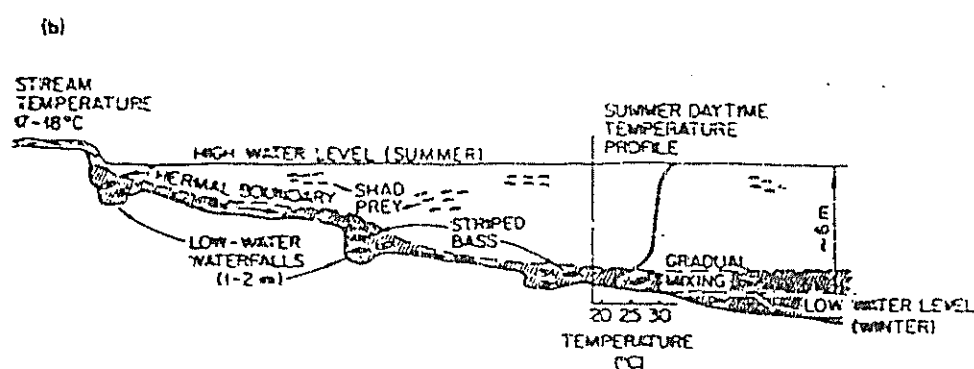
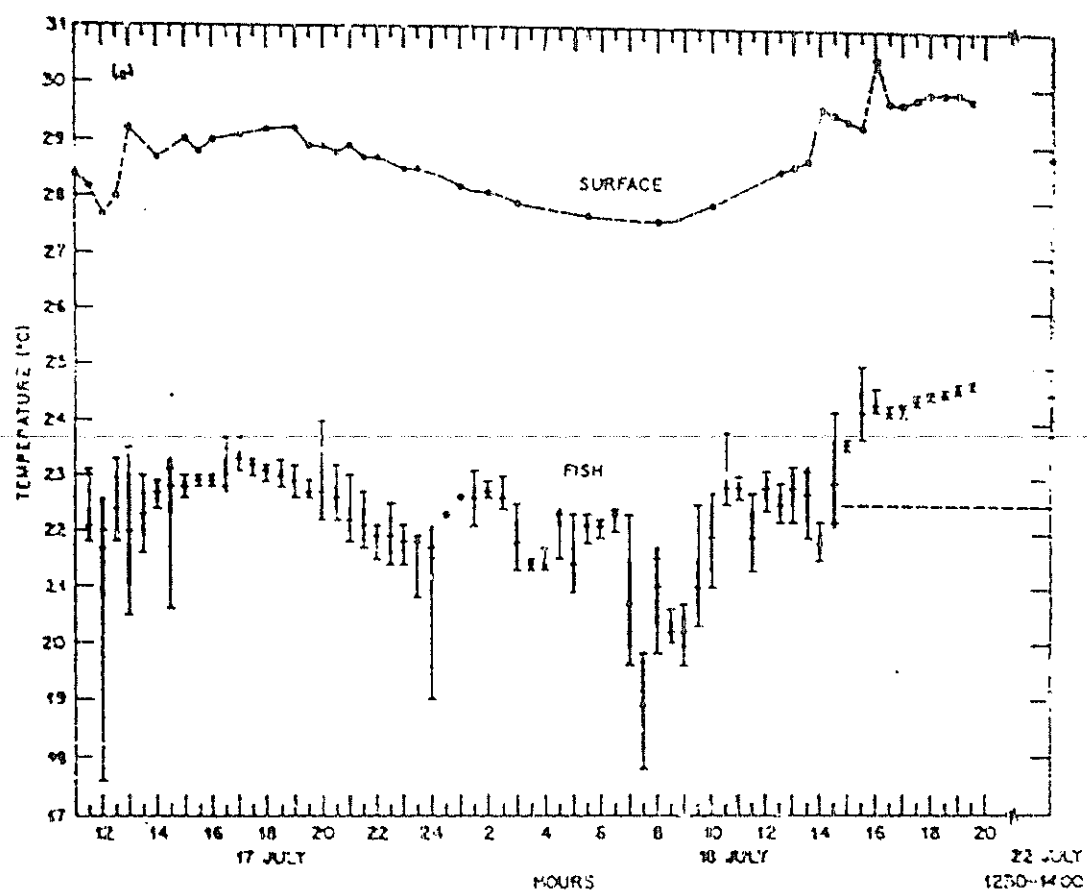


FIGURE 12.—Composite figure to show reservoir surface temperatures (line graph), temperatures selected by a tagged striped bass ("floating" range bars), and position of striped bass and their prey in relation to cooler deep water (schematic). From Coutant (1985).

KENNEDY AND KENNEDY

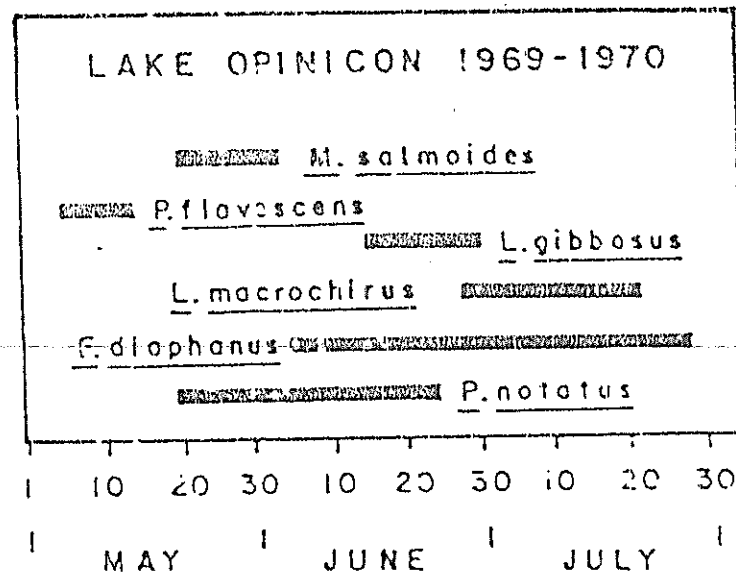


FIGURE 13.--"Swimming" range bars to show spawning periods of five fish species. Redrawn from Keast (1985).

GRAPHIC AND TABULAR DISPLAYS

Tye Creek September 1981

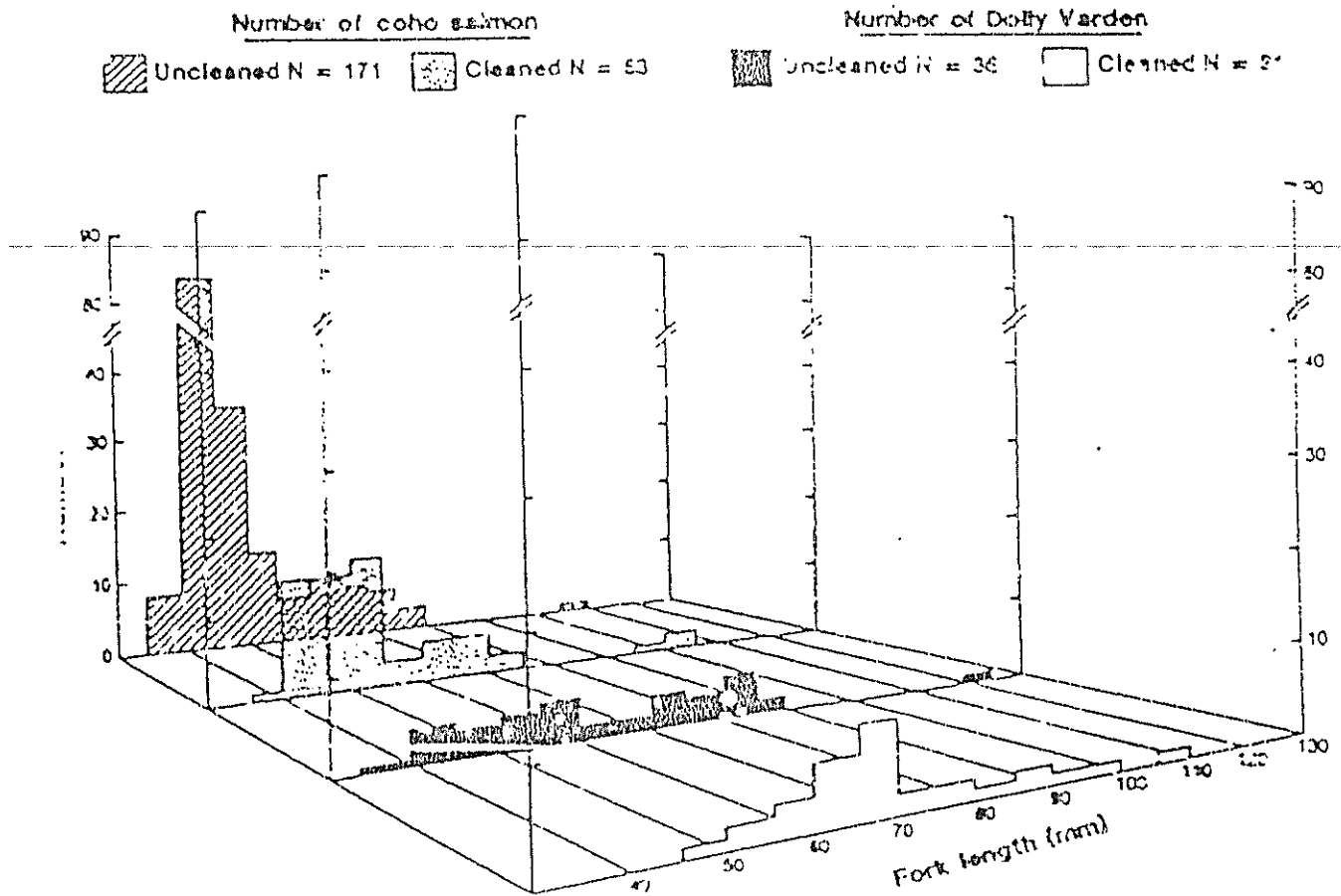


FIGURE 14.—Angled histograms arranged to allow comparisons, in a small amount of space, of length frequencies of two fish species in cleaned and uncleaned sections of an Alaskan creek. From Dolloff (1986).

An advantage of graphs over tables is clearly revealed by four sets of bivariate data devised by Anscombe (1973). He developed a table in which each of the four sets of 11 X -values has a corresponding set of Y -values so that every data set has exactly the same values for 10 statistics (mean of X s, mean of Y s, correlation coefficient, sum of squares, etc.). Careful, time-consuming scrutiny of the four sets of X - Y data in the table does reveal some odd patterns. However, the shapes of these patterns become immediately obvious when one sees the graphic plot of each data set. The data points of one X - Y set form a scatter graph with positive slope, the second a parabola, the third a straight line of positive slope plus an outlier far above the line, and the last a vertical line with an outlier far to the right. The viewer immediately grasps the graphic differences in the four plots that were masked in the tabular material. Why then use tables at all?

In most instances, tables provide exact numerical values, in contrast to graphics that portray the trend or shape of data, or the relation between experimental variables. However, because tables are expensive to compose and print, they should not be used unless repetitive data must be presented (Day 1983). If only a few data points are involved, they belong in the text in a few succinct sentences. This is also true for short word lists (e.g., numbers of fish harboring various parasites). If a sentence format results in ambiguity, a text table may be clearer.

The CBE Style Manual (CBE Style Manual Committee 1983) provides an excellent, detailed discussion on table construction that we will not repeat. However, there are some general principles to note; see also Ehrenberg (1977) and Day (1983).

Tables resemble graphics in that they should be constructed so patterns of data and exceptions to those patterns are obvious on quick inspection. This becomes easier if the table caption describes the general contents of the table. It is easier still when the reader is informed by a brief commentary in the text as to what the table illustrates. This text commentary should not be an account of each datum in the table; the essentials should be reported and the reader left to examine the details. Within the table, the message is obscured by inexplicable abbreviations, idiosyncratic format and spacing, inarticulate or excessive labels, and unnecessary digits.

For clarity, the caption, internal headings, and footnotes should complement each other, with the result that the table stands alone. A succinct caption (like a good figure legend) should contain all the information (and no more) needed to tell the reader what the table reports. Column and side (stub) headings identify the entries in the columns below the headings or in the rows to the right of the headings. Such headings must be brief but informative. Uncommon abbreviations can be explained in the caption or in a footnote, as can other material that would clutter and obscure the body of the table if included. Check the journal's instructions for acceptable footnote symbols. We will now follow a set of data as we improve its tabular presentation (Tables 2, 3).

It is easier to compare data down columns than across rows. Thus, Table 2 is more difficult to grasp than is Table 3. In addition, the caption of Table 2 is not

KENNEDY AND KENNEDY

TABLE 2.—3-Way ANOVA.

Prey	Statistic	Fish species (1)	Treatment (2)	Turbidity (3)	1 × 2	1 × 3	2 × 3	1 × 2 × 3
1	F	40.6272	2.8172	0.24	11.1827	.5137	1.9384	.4662
	P	.001	NS	NS	.01	NS	NS	NS
2	F	.2139	1.6439	.1762	.0001	.9248	1.1624	.0476
	P	NS	NS	NS	NS	NS	NS	NS
3	F	11.1137	.0006	.2416	5.3062	.4167	.0102	.0096
	P	.001	NS	NS	.05	NS	NS	NS

TABLE 3.—Results of three-way analysis of variance to test the influence of fish species, treatment (i.e., species alone or together), and turbidity level on the frequency of different prey species eaten by young coho and pink salmon in feeding experiments (df = 1). For presentation 1, *F* = calculated *F*-statistics; *P* = probability level; NS = not significant. For presentation 2, values are calculated *F*-statistics and asterisks denote $P < 0.05^*$, $P < 0.01^{**}$, or $P < 0.001^{***}$.

Source of variation	Prey 1		Prey 2		Prey 3	
	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>F</i>	<i>P</i>
Presentation 1						
1. Fish species	40.6	<0.001	0.2	NS	11.1	<0.001
2. Treatment	2.8	NS	1.6	NS	0	NS
3. Turbidity	0	NS	0.1	NS	0.3	NS
1 × 2	11.1	<0.01	0	NS	5.8	<0.05
1 × 3	0.5	NS	0.9	NS	0.4	NS
2 × 3	1.9	NS	1.1	NS	0	NS
1 × 2 × 3	0.4	NS	0	NS	0	NS
Presentation 2*						
1. Fish species	40.6***		0.2		11.1***	
2. Treatment	2.8		1.6		0	
3. Turbidity	0		0.1		0.3	
1 × 2	11.1**		0		5.8*	
1 × 3	0.5		0.9		0.4	
2 × 3	1.9		1.1		0	
1 × 2 × 3	0.4		0		0	

* The *P*-columns would be deleted from the table if presentation 2 were used.

helpful, the table shows too many decimal places, and there are no leading zeros. Table 3 has the data of Table 2 arranged in columns, the caption is informative, abbreviations are explained, and unnecessary digits have been deleted. Researchers are often loath to discard data or to round off to save space; after all, the data were not easy to amass. Nevertheless, there is no need to report many decimal places just because the computer does. Sokal and Rohlf (1981) dealt with the question of significant digits. Ehrenberg (1977) stated that data should be rounded only to two significant digits (final zeros do not matter because the eye is not distracted by them). Certainly the numbers 1,500, 2,100, and 8,900 are easier to manipulate in mental arithmetic comparisons than 1,526, 2,074, and 8,896. As in the lettering on figures, the leading zeros are required before decimal fractions less than 1.

Table 2 (presentation 1) is clearer than Table 2 but it is still cluttered. The data can be presented still more simply (Table 3, presentation 2). Again, data to be compared are in columns, the caption is informative, but unnecessary columns have been removed and pertinent symbols have been used as a code for statistical significance. Nevertheless, one must always consider whether any proposed table (and figure) is really needed. In our example, there are only four important items of data, i.e., those flagged as statistically significant. They can be reported in the text, and the table can be abandoned.

Within a table, items should be grouped logically. A rule of thumb is to present control or reference data in a column to the left in the body of the table or in the top row. This establishes a reference to which other values can be compared. If a pattern established in a table is relevant to subsequent tables, it should be maintained. Similarly, the text that describes the table(s) should follow the same pattern.

Such consistency frees the reader's mind from the task of juggling among disordered remembrances by establishing the order we mentioned near the beginning of this work as a touchstone for graphic presentation. Indeed, the effort to order data clearly and simply in figures and tables forces an author to impose order in her or his own thinking, and this struggle facilitates preparation of the complete paper.

Acknowledgments

We thank B. Baldwin, P. Eschmeyer, R. Kendall, J. White, and two referees for their comments on earlier drafts of this manuscript. We are also indebted to G. Atchison, K. Brown, C. Coutant, A. Dolloff, K. Fausch, W. Matthews, P. Mehrle, P. Rago, W. Tonn, and T. Waters for use of originals of their figures. Finally, we appreciate the invitation from John Hunter to participate in such an important symposium. This is contribution 1980 HPEL from the Center for Environmental and Estuarine Studies.

References

- Allen, A. 1977. Steps toward better scientific illustrations. Allen Press, Lawrence, Kansas.
- ANSI (American National Standards Committee Y15). 1979. Time-series charts. American Society of Mechanical Engineers, New York.
- Anscombe, F. J. 1973. Graphs in statistical analysis. *The American Statistician* 27:17-21. (Not seen; cited in Tuft 1985.)
- CBE Style Manual Committee. 1983. CBE style manual: a guide for authors, editors, and publishers in the biological sciences, 5th edition. Council of Biology Editors, Bethesda, Maryland.

IV.3. Common Statistical Errors in Fishery Research

EDWARD A. TRIPPEL

*Department of Zoology, University of Guelph
Guelph, Ontario N1G 2W1, Canada*

JOHN J. HUBERT

*Department of Mathematics and Statistics
University of Guelph*

Abstract.—In a survey of recent papers in fishery journals, we noted four types of common statistical errors: (1) confidence intervals were misused as a test of significant difference between two means; (2) series of *t*-tests were wrongly used to test for differences among several groups; (3) interactions among factors were ignored; and (4) ratios were misused to scale data. These elementary mistakes in statistical practice lead to wrong conclusions about data, and should be avoided.

Fishery scientists must use valid statistical methods to avoid erroneous conclusions from their research. In a survey of papers published in various fishery journals during 1930–1988, however, we observed that authors did not always apply statistical methods correctly. Surprisingly, incorrect use was not restricted to complex statistical procedures that have become accessible in the form of statistical computing software, but rather involved methods discussed in introductory statistics texts. Our objective is to call attention to several of these statistical errors. We hope that their frequency in published works will decline.

We briefly discuss four prominent errors that occur when authors (1) use the overlap of confidence intervals as a test of significant difference between two means, (2) use a series of *t*-tests to test for differences among several groups, (3) ignore interactions among factors, and (4) use ratios to scale data.

Overlap of Confidence Intervals

Whether or not confidence intervals overlap is misused as a statistical method to test for a significant difference between two group means. (Examples are in the *Journal of Fish Biology* 29 [Supplement A]:37, *Transactions of the American Fisheries Society* 112:194, and the *Canadian Journal of Zoology* 65:558.) Because raw data are rarely included in published papers, it is difficult to reanalyze the results; consequently, we use data that have been deliberately constructed to illustrate the issue. A 95% confidence interval (CI) about a sample mean represents the region within which the true population mean falls 95% of the time. Researchers often plot the means and their associated 95% confidence intervals, calculated independently for each treatment level. They then claim that a significant difference exists between each pair of population means whose confidence intervals do not overlap. An explanation of this statistical misapplica-

tion (method 1 below) and a suggestion for a valid procedure based on a pooled variance (method 2) follow.

Suppose someone has measured the calcium concentration in the blood sera of rainbow trout from two populations living in lakes of different pH. The issue is to test the null hypothesis, H_0 , that the means of the two populations of serum concentrations, μ_1 and μ_2 , are equal, that is, $H_0: \mu_1 = \mu_2$. Results yielded the following means ($\bar{Y}$, millimoles per liter) and variances (s^2) for sample sizes (N) of 10 fish in each of the two independent normally distributed samples:

$$\text{population 1 (acid): } \bar{Y}_1 = 1.0, s_1^2 = 1.0, N_1 = 10;$$

$$\text{population 2 (neutral): } \bar{Y}_2 = 2.2, s_2^2 = 1.0, N_2 = 10.$$

Method 1.—If only one-sample inferential methodology is used, the hypothesis is rejected when the 95% confidence intervals do not overlap. The lower and upper limits (L_1, U_1) signify the 95% confidence interval for μ_1 and L_2, U_2 is the 95% confidence interval for μ_2 . The population means are declared to be significantly different whenever $U_1 < L_2$. For this example, if d is the difference between sample means ($\bar{Y}_2 - \bar{Y}_1$), and $t_c = 2.262$ is the critical value of the t -statistic for 9 degrees of freedom and $P = 0.05/2$ ($P = 0.025$), H_0 is rejected whenever

$$\bar{Y}_1 + t_c(s_1^2/N_1)^{1/2} < \bar{Y}_2 - t_c(s_2^2/N_2)^{1/2},$$

$$\bar{Y}_2 - \bar{Y}_1 > 2.262(1/10)^{1/2} + 2.262(1/10)^{1/2};$$

$$\bar{Y}_2 - \bar{Y}_1 > 0.715 + 0.715;$$

$$d > 1.43.$$

Method 2.—If, instead of calculating a confidence interval independently for each population mean (method 1), we use the pooled variance (s_p^2) to calculate the 95% confidence interval for $\mu_2 - \mu_1$, then $t_c = 2.101$ for 18 degrees of freedom and $P = 0.025$, and H_0 is rejected whenever

$$\bar{Y}_2 - \bar{Y}_1 > t_c[s_p^2(2/N)]^{1/2};$$

$$d > 2.101[1.0(2/10)]^{1/2};$$

$$d > 2.101(0.447);$$

$$d > 0.94.$$

By method 1, the incorrect procedure, the null hypothesis is rejected only when d , the difference between the two sample means of serum calcium concentration in fish sampled from the two lakes, exceeds 1.43. But by method 2, the correct procedure, the null hypothesis is rejected when d is as low as 0.94. Thus, the incorrect procedure yields overly conservative inferences that may lead the researcher to accept the null hypothesis even though it is false. Specifically, whenever d is in the interval 0.94–1.43, the conclusions reached by the two methods differ. This simple example shows that invalid statistical inferences can be made

TABLE 1. Probabilities (%) of committing a type I error by use of multiple *t*-tests in relation to nominal threshold probabilities of type I errors (P_α) and the number of treatments tested two at a time.

Number of treatments	Probability of type I error for $P_\alpha =$			
	20%	5%	1%	0.1%
2	20	5	1	0.1
3	41	13	3	0.3
4	58	21	5	0.6
10	96	63	23	3.4
20	100	92	52	10.9

Multiple *t*-tests

Repeated use of the *t*-test within a single experimental design is often seen in the literature (as in the *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 44[Supplement 2]:198). A population ecologist, for example, may wrongly use pairwise *t* tests 45 times to test for differences between mean catch-per-unit-effort values for 10 species of a fish community, one test for each possible pair. The *t* test is appropriate if conducted just once within an experimental design, but its repeated application leads to the unjustified use of one of the properties of the test—the size of the type I error. The type I error is the probability of falsely declaring a difference between two sample means. This matter of multiple *t*-tests is a controversial problem, but it has been discussed often; for examples, see Glantz (1980), Duncan and Brandt (1983), O'Brien (1983), and Zar (1984).

If three sample means are tested two at a time with successive *t*-tests set at $P_\alpha = 5\%$, the probability of incorrectly declaring a significant difference between two extreme means is 13% (Zar 1984); for a *t*-test with $\alpha = 5\%$, the two-at-a-time approach for equality of 10 means, the likelihood of a type I error is 63%; if there are 20 means, the chance of falsely detecting a difference is 92% (Table 1).

There are alternatives to multiple *t*-tests. The first alternative is that of analyzing the data by analysis of variance (ANOVA). The only difference between using ANOVA in this way and using *t*-tests is that the ANOVA pools the error from all groups. This pooling-of-errors method follows from the underlying assumed model for the complete data set. If a significant difference exists, the ANOVA should be followed by a multiple-comparison test to identify which means differ from one another. The standard tests developed by Duncan, Scheffé, or Tukey (Steel and Torrie 1980) serve this purpose.

The second alternative to multiple *t*-tests is to estimate the realistic probability of a type I error for each two-sample test. To illustrate a conservative approach, multiply the nominal P -value by the number of possible *t*-tests. In the sample of three means, the tests would be 1 versus 2, 1 versus 3, and 2 versus 3. For a nominal P_α of 0.05 per test, the effective P -value would be 3×0.05 or 0.15, slightly greater than the 0.13 (Table 1) determined by Zar (1984). Thus, if one concludes that there are differences and reports $P < 0.05$, one has about a 15% chance of making at least one incorrect assertion of a treatment effect. So, in this example, one should consider a test to be significant at a nominal P less than 0.05 only if the P value actually is less than $0.05/3 = 0.016$ (Bonferroni technique).

TRIPPEL AND HUBERT

TABLE 2.—Mortalities of fish subjected to one of two chemicals (termed I and II in this hypothetical example), in relation to gender.

Gender and chemical	Number tested	Number killed	Mortality (%)
Male			
I	90	18	20
II	10	1	10
Female			
I	20	16	80
II	80	56	70
Genders pooled			
I	110	34	31
II	90	57	63

A third alternative is to carry out each individual test at the level $0.05/\sqrt{n(n-1)/2}$, when n treatments are compared.

The increased chance of committing a type I error during repetitive testing is not unique to multiple t -tests. A similar situation arises in some environmental studies in which authors compute the Pearson product-moment correlation coefficients among many abiotic and biotic factors (see, for example, *Ecology* 66:1139 and the *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 44[Supplement 2]:10). Calculation of pairwise correlation coefficients over many intercorrelated variables eventually yields a significant pair by sheer chance alone. Again, appropriate adjustment should be made before one presents significance levels when this method is used to test hypotheses about abiotic-biotic relationships.

Interactions

Although gender-based differences in morphological and physiological attributes are common among fishes (Scott and Crossman 1973; Bond 1979), researchers do not always consider these differences in data analyses. This results in pooling of such data without statistical justification and may produce misleading results. To illustrate this error, we present a hypothetical experiment to determine which of two toxic chemicals causes the greater mortality (Table 2). The data given suggest that, for independently tested genders, the mortality associated with chemical I was greater than it was with chemical II among both males (20% > 10%) and females (80% > 70%). In contrast, chemical II seemed to cause greater mortality than chemical I when gender was ignored (63% > 31%). Thus, one can draw opposite conclusions about the relative toxicities of chemicals I and II simply by deciding to segregate or to pool genders. This statistical phenomenon is referred to as Simpson's paradox (Blyth 1972). Segregation of data is not restricted to gender; it should be considered for any factor (e.g., season) that may affect the variable being measured. Although our example is simple, it clearly exemplifies the danger of oversummarizing data before analysis.

Misuse of Ratios to Scale Data

Researchers frequently try to compensate for the effects of body size by dividing the variable of interest by some measure of size (often body weight), thereby forming such proportions as the allometric index, the hepatosomatic

index, or the rate oxygen consumption per unit weight. (For examples, see *Environmental Biology of Fishes* 5:33 and *American Fisheries Society Symposium* 1:104.) It is difficult to believe that these ratios can be misleading because they are simple to form and seemingly easy to comprehend. A method superior to that of using ratios for removing the confounding influence of varying body size is the analysis of covariance, ANCOVA (Cochran 1957). The technique is based on two procedures: regression and analysis of variance. We illustrate the use of ANCOVA in two simple examples and discuss its superiority over the use of ratios in each. This discussion is adapted from the excellent work on the misuse of ratios in physiological research by Packard and Boardman (1957, 1988).

Increase in Precision

By using ANCOVA, one can increase statistical power and thereby discern differences that might go undetected if the analysis were restricted to ratios. Figure 1A is a bivariate plot showing the distribution of hypothetical fishery data comparing two groups of fish. The variable of interest is gain in body weight and the treatments are two different water temperatures at which fish were reared. The distribution of initial fish body weights was the same in both groups.

Figure 1A suggests that the response of individuals in each of the experimental groups varied linearly with initial body weight. When initial weight is ignored, the values for weight gain can be presented in a dot diagram (Figure 1B). Mean gains were 29.0 g for group 1 and 27.0 g for group 2, and coefficients of variation ($100 \cdot \text{standard deviation}/\text{mean}$) are about 20% for each group. When data are examined by analysis of variance, the resultant F -ratio is too small to permit rejection of the null hypothesis; consequently, one would conclude that the means do not differ. In an effort to compensate for variation in body size within each of the samples, the weight gain was divided by the corresponding value for initial weight. When these ratio values are presented in a dot diagram (Figure 1C, in which means are represented by horizontal lines), the precision of the measurements has increased; the coefficients of variation are reduced to about 10%. Despite the increase in precision, however, the F -ratio from an ANOVA still is too small to support an inference of a treatment effect. Additionally, the effects of variation in body weight have not been completely removed from the data, because the ratios still are highly correlated (Pearson product-moment coefficient) with body weight (Figure 1D).

As an alternative to examination of ratios, ANCOVA can be performed on the original data. At the first step in this analysis, straight lines are fitted to the data in each group (Figure 1E). If the slopes of these lines do not differ significantly, an estimate of the "common" slope is calculated (in fact, it is the least-squares estimate). This "common" slope is then used to adjust values for the weight gain; consequently ANCOVA is essentially an ANOVA on these adjusted values. Regressions of adjusted gain in weight versus initial body weight would have zero slopes. The adjusted weight gains for each group are displayed in a dot diagram (Figure 1F). In contrast to Figure 1B, one degree of freedom is lost from the residuals in this analysis as a result of estimating the "common" slope. Variation in the data has been reduced substantially by the adjustment procedure (the coefficients of variation are less than 6%), and the power of the statistical analysis

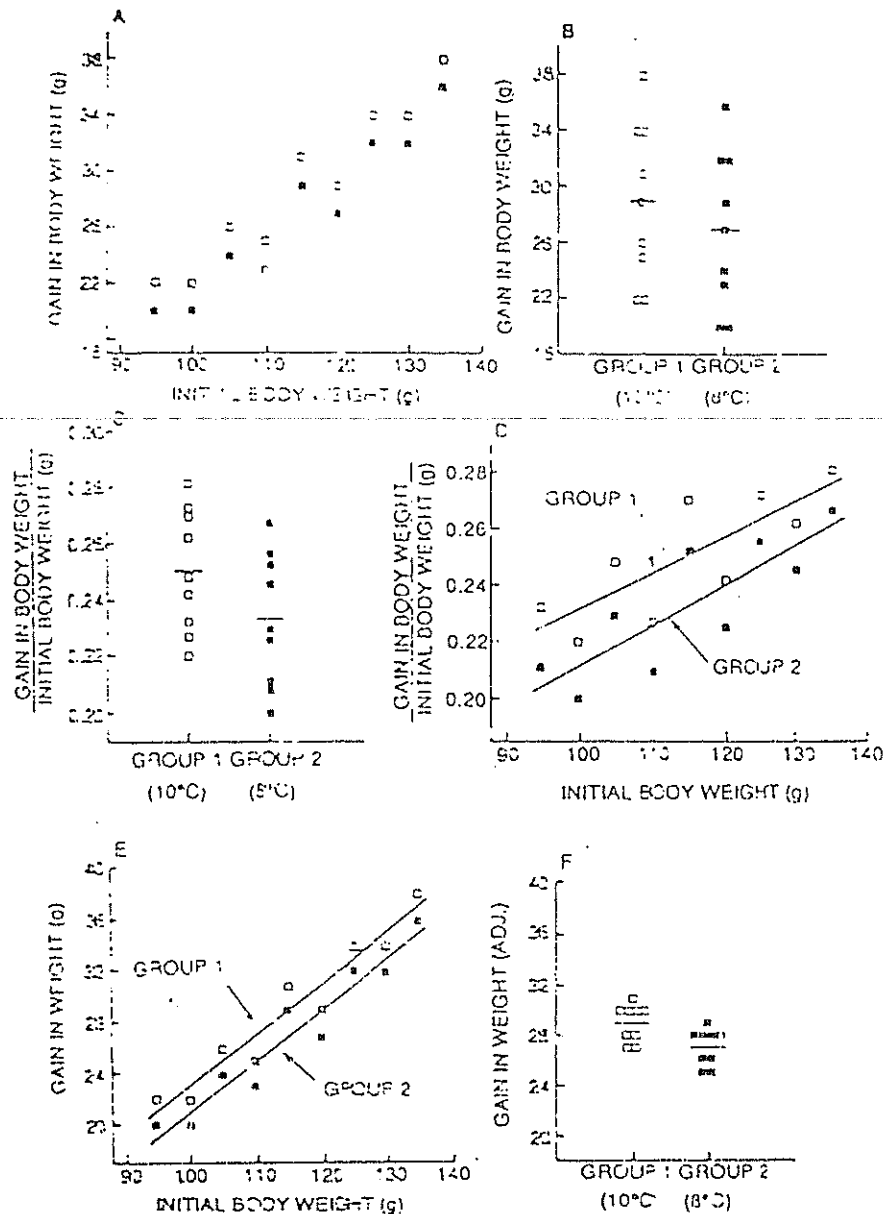


FIGURE 1.—Use of analysis of covariance to gain increased precision in the statistical analysis of weight gain. Fish in group 1 (white squares) were raised at 10°C, fish in group 2 (black squares) at 8°C.

(A) Bivariate plot showing relation between weight gain and initial weight for each group.

(B) Dot diagram showing weight gain, but ignoring initial weight. There is no significant difference between the means (horizontal lines) of the two groups ($F = 0.56$ for 1 and 16 degrees of freedom). The coefficients of variation ($100 \cdot \text{standard deviation}/\text{mean}$) are 19.6% for group 1 and 21.0% for group 2.

(C) Dot diagram showing weight gain divided by initial body weight. There is no significant difference between the means of the two groups ($F = 2.70$ for 1 and 16 degrees of freedom). The coefficients of variation are 8.7% for group 1 and 10.1% for group 2.

(D) Bivariate plot showing the relation between the ratio (weight gain divided by initial body weight) and initial body weight. Correlation coefficients (r) are 0.81 for group 1 and 0.84 for group 2; both are significant ($P < 0.01$).

(E) Regression plots of weight gain (G) versus initial body weight (I). For group 1, the estimated regression is $G = -17.0 + 0.4I$; for group 2, it is $G = -19.0 + 0.4I$.

(F) Dot diagram showing the two groups after weight gains have been adjusted for initial body weights by regression. The difference between group means is now significant ($F =$

significant. Therefore, one concludes, after adjustments were made, that the gain in weight differed significantly between the fish reared at the two different water temperatures.

The use of ratios to scale the data for variation in body weight increased the apparent precision of measurements on weight gain, but the statistical analysis of the ratios still lacked sufficient power to discriminate between responses of animals in the two treatment groups. In contrast, the ANCOVA led to an even greater increase in precision of the measurements, and covariance had the added advantage of removing completely the influence of initial body weight on weight gain. The ANCOVA consequently had sufficient power to enable statistical detection of the real effects of the treatments.

If the test for parallelism between regression slopes (Figure 1E) were negative, ANCOVA would not be valid. For the two groups in this example, nonparallel slopes would imply that the treatments had significant effects because they affected the relation between the two variables—weight gain and initial body weight.

Removing Confounding Effects of Body Size

Population ecologists frequently have to test for a significant difference in a response variable between two groups of animals that span different ranges in body size. For example, the distributions of gonad weight in Figure 2A can conceivably occur when two fish populations have different sizes at sexual maturity. The bivariate plot of hypothetical data suggests that gonad weight increases with somatic weight. When the data are displayed in a dot diagram and examined by ANOVA the average gonad weight of fish in population 2 is significantly greater than that of fish in population 1 (Figure 2B). In an attempt to remove the effect of body size, each gonad weight is divided by the corresponding body weight and the result is expressed as a percentage; the result is the gonadosomatic index. The ANOVA indicates that the mean index is significantly larger for fish in population 2 than it is for fish in population 1 (Figure 2C). Again, one might conclude from this analysis that the groups differ in gonad weight.

As an alternative to using ratios, one can perform an ANCOVA on the original data. Straight lines are fitted to the two sets of data (Figure 2D). When it is determined that slopes of these lines do not differ significantly (in this example they are equal) the "common" slope is used to adjust values for each fish, as was done in the preceding example. The adjusted values are displayed in a dot diagram and examined by ANOVA (Figure 2E). The means for these two populations do not differ once the effects of somatic weight have been removed.

Thus, the use of the gonadosomatic index in this example led to the erroneous conclusion that gonad weights were less for fish in population 1 than for those in population 2. Use of ANCOVA, however, led to the correct conclusion that gonad weights of population 1 were identical to those in population 2 after the effects of size had been removed.

In most studies, no plots of unadjusted data against body size are shown, and authors seldom indicate in the text that bivariate plots were examined. Readers then cannot determine whether the use of ratios led to correct or incorrect

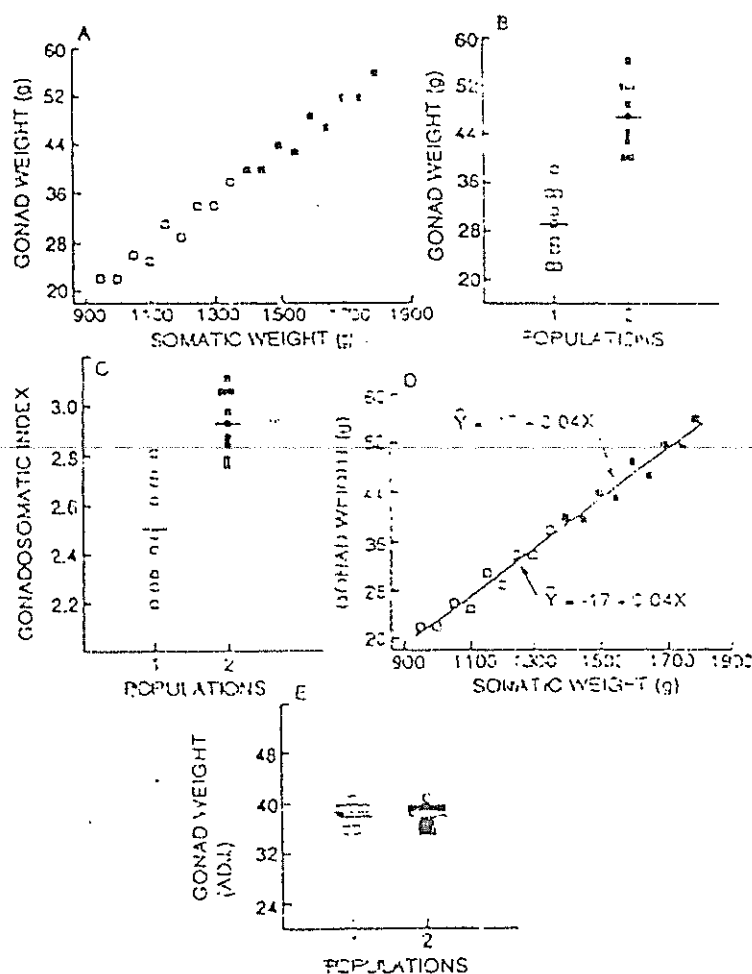


FIGURE 2.—Use of analysis of covariance to remove confounding effects of weight variables.

(A) Bivariate plot showing the similarity of the relation between gonad and somatic weight for populations 1 (white squares) and 2 (black squares).

(B) Dot diagram showing the difference between the two populations when somatic weight is ignored. The difference between the means (horizontal lines) is significant ($F = 45.21$ for 1 and 16 degrees of freedom; $P < 0.01$).

(C) Dot diagram showing the difference between the two populations with respect to the gonadosomatic index ($100 \cdot \text{gonad weight} / \text{somatic weight}$). The difference between the means is significant ($F = 25.49$ for 1 and 16 degrees of freedom; $P < 0.001$).

(D) Regressions of gonad weight versus somatic weight for the two populations.

(E) Dot diagram showing the difference between the two populations with respect to the adjusted gonad weights. The difference between the means is insignificant ($F = 0$ for 1 and 15 degrees of freedom; $P = 1$); in fact, the populations are identical.

the ANCOVA. There seems little advantage in scaling data by using ratios, and thus we recommend, along with others (Peters 1983; Donohoff 1986; Packard and Boardman 1988), that analyses be performed with ANCOVA.

Conclusions

We have identified and discussed four invalid statistical practices common in

COMMON STATISTICAL ERRORS

- Make appropriate statistical plans for data analyses before data are collected. Appropriate planning involves model selection and experimental design. Failure to plan may lead to a substantial waste of time, effort, and money, and it may also inadvertently encourage other investigators to apply the same faulty practices.
- Avoid basing conclusions about differences between two groups on the extent to which confidence intervals overlap.
- Do not use repetitive *t*-tests within the same experiment.
- Do not oversimplify or collapse data by ignoring potentially important interacting factors.
- Do not use ratios to remove the confounding influence of an important factor when ANCOVA is a superior method.

Acknowledgments

This work was supported partly by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada and by an Ontario Renewable Resources Research Grant from the Ontario Ministry of Natural Resources. We also appreciate the helpful and constructive criticism provided by several reviewers. Victor Kennedy provided the list of selected additional references.

References Cited

- Blyth, C. R. 1972. Some probability paradoxes in choice among random alternatives. *Journal of the American Statistical Association* 67:366-381.
- Bond, C. E. 1979. *Biology of fishes*. Saunders, Philadelphia.
- Cochran, W. G. 1957. Analysis of covariance: its nature and uses. *Biometrics* 13:261-281.
- Dontsoff, S. 1986. Body size and metabolic rate: exponent and coefficient of the allometric equation. The role of units. *Journal of Theoretical Biology* 119:125-137.
- Duncan, D. B., and L. J. Brandt. 1983. Adaptive *t*-tests for multiple comparisons. *Biometrics* 39:790-794.
- Glantz, S. A. 1980. Biostatistics: how to detect, correct and prevent errors in the medical literature. *Circulation* 61:1-7.
- Miller, R. G. 1981. *Simultaneous statistical inferences*. Springer-Verlag, New York.
- O'Brien, P. C. 1983. The appropriateness of analysis of variance and multiple comparison procedures. *Biometrics* 39:787-794.
- Packard, G. C., and T. J. Boardman. 1987. The misuse of ratios to scale physiological data that vary allometrically with body size. Pages 216-239 in M. E. Feder, A. F. Bennett, W. W. Burggren, and R. B. Huey, editors. *New directions in ecological physiology*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K.
- Packard, G. C., and T. J. Boardman. 1988. The misuse of ratios, indices, and percentages in ecophysiological research. *Physiological Zoology* 61:1-9.
- Peters, R. H. 1983. *The ecological implications of body size*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K.
- Scott, W. B., and E. J. Crossman. 1973. *Freshwater fishes of Canada*. Fisheries Research Board of Canada Bulletin 184.
- Steel, R. G. D., and J. H. Torrie. 1980. *Principles and procedures of statistics*, 2nd edition. McGraw-Hill, New York.
- Zar, J. H. 1984. *Biostatistical analysis*, 2nd edition. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.

(Additional references are listed on the next page.)