

過渡期にある会計研究

定量的研究方法の課題と展望

福井義高

青山学院大学大学院国際マネジメント研究科

平成27年12月5日

今日、何を伝えたいか

拙稿「会計実証分析のための検定手法」を題材に

■ 会計的有用性という問題意識

- 実証分析によって得られた推計値がどのくらいの大きさならば会計的に意味があるのか
- 生物学的同等性の考え方に基づき医学・薬学の分野で用いられている検定手法の会計への応用

無益で不確かな仮説検定①

帰無仮説の棄却は、危険率を覚悟で仮説を実質的に捨てることであるのに対して、帰無仮説の採択は実質的に態度を留保することである。このような帰無仮説の棄却と採択が対等でないという性質は不合理である。加えて、常識的に考えても、実世界の異なる母数が互いに厳密に等しいということはありません（豊田 2001）

無益で不確かな仮説検定②

データの数が増すと、それに伴って「検定力」と呼ばれる確率がいくらでも1に近づいていく。検定力とは、帰無仮説が偽であるときにそれを棄却する確率である。帰無仮説は先に述べたように、元々、厳密には偽だから、データの数が増せば必ず棄却される。

数理統計学の理論体系の中で大きなウェイトを占めている検定論は、データの洪水に対して、あらゆる意味で無力である。

無益で不確かな仮説検定③

■ 実証の目的は検定ではなく推計とすれば...

We agree that many problems posed and solved as hypothesis testing problems are in reality estimation problems. Only “real” hypotheses (those having some clear, distinctive, meaning and plausibility) should ever enter a hypothesis testing problem. We should never use hypothesis testing tools for a problem that is intrinsically an estimation problem. (Hubbard and Bayarri 2003)

会計実証研究でも明白な二つの問題点

■ 会計実証分析を図式的に表現すれば

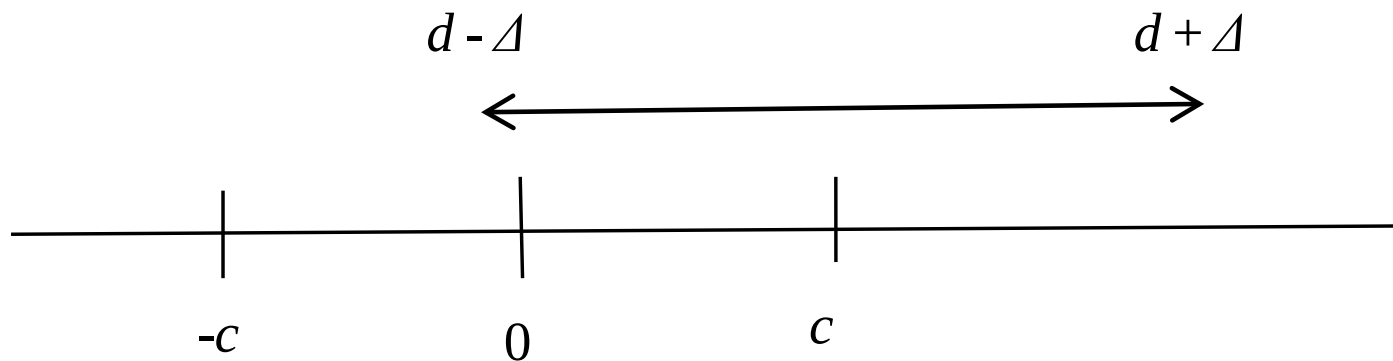
- 株価等の「被説明」変数を y 、「コントロール」変数を x 、情報価値の有無が知りたい会計数値を z として、回帰モデル
$$y = \alpha + \beta x + \delta z + \varepsilon$$
を推計し、 $\delta = 0$ の帰無仮説を検定
- δ の推計値 d を、その標準誤差 s_d で割った t 値 $t = \frac{d}{s_d}$ の大小で係数の有意性をチェック

帰無仮説棄却・受容の非対称性①

- 情報価値があるという仮説を示すには
 - 情報価値がないという帰無仮説棄却
- 情報価値がないという仮説を示すには
 - 情報価値がないという帰無仮説受容
- 「受容＝棄却できない」の限定的性格
 - 「ある」仮説は自らに高いハードルを設定
 - 「ない」仮説は相手に高いハードルを設定

帰無仮説棄却・受容の非対称性②

図1：推計値 d は「大きい」のに $\delta = 0$ の帰無仮説が棄却できない場合



帰無仮説棄却・受容の非対称性③

- 棄却・受容がもたらすコスト考慮の必要性
- 有用でない情報を開示する「間違い」よりも、有用な情報を開示しない「間違い」のコストの方が投資家にとって大きいとすれば、図1の場合のように、かなりの情報価値を含む可能性があっても、 $\delta = 0$ の帰無仮説が棄却できないことをもって情報価値なしとみなすような実証方法は合理性を欠く

データ数増加による棄却の必然性①

- 棄却による有用性判断も合理性を欠く
- 「コントロール」変数のない回帰モデル
 $y = \alpha + \delta z + \varepsilon$ の係数 δ 推計値と標準誤差

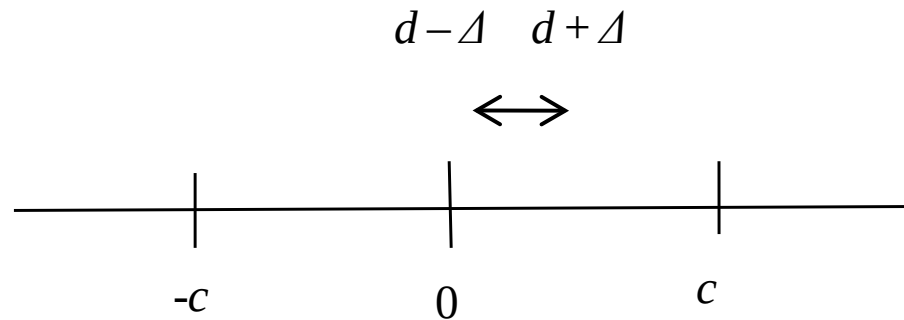
$$d = \frac{\sum (z - \bar{z})y}{\sum (z - \bar{z})^2} \quad s_d = \frac{s}{\sqrt{\sum (z - \bar{z})^2}} \quad s \text{はモデルの誤差}$$

$$t \text{値は} \quad t = \frac{d}{s_d} = \frac{d}{s} \times \sqrt{\sum (z - \bar{z})^2}$$

データ数増加による棄却の必然性②

- t 値は標本数の平方根に比例するので標本数が増えれば必ず棄却

図2：推計値 d は「小さい」のに $\delta = 0$ の帰無仮説が棄却される場合



データ数増加による棄却の必然性③

標本数が十分少ない時には、標本抽出誤差が十分大きく非標本誤差のほうが比較的にかさいとみなされるし、実質的に大きな差がないと有意とならないので役立つことが多い[ものの、標本数が増えると]計算された分散は十分小さくなり、このくらいの差は実質的な差といえないという限界を下まわり、また大概のものは非標本誤差がずっと大きくなるので、検定論の問題は枝葉末節 - むしろ無意味というより非科学的 - なことになる
林(1984)

データ数増加による棄却の必然性④

t-ratios can be large even if the coefficient estimates are economically small. In such contexts it may not be interesting to announce “The coefficient is non-zero!” Instead, what is interesting to announce is that “The coefficient estimate is economically interesting!”

In particular, some applied papers report coefficient estimates and t-ratios, and limit their discussion of the results to describing which variables are “significant” and the signs of the coefficient estimates. This is very poor empirical work, and should be studiously avoided. It is also a recipe for banishment of your work to lower tier economics journals.

Hansen (2015)

「厳密にゼロ」ではなく

実質的に効果があるか否か

- データ数が少なければ、棄却と受容の非対称性ゆえ、「効果なし」という結論の脆弱さが明らか
- 逆にデータ数が多ければ、棄却という答えが最初からわかっている
- 係数が「厳密にゼロ」帰無仮説を中心に組み立てられた、会計実証分析で用いられる分析手法には根本的欠陥

生物学的同等性

通常、先発医薬品と後発医薬品のバイオアベイラビリティを比較する。それが困難な場合、又は、バイオアベイラビリティの測定が治療効果の指標とならない医薬品では、原則として、先発医薬品と後発医薬品との間で、効力を裏付ける薬理作用、又は、主要効能に対する治療効果を比較する（厚生労働省 2012）

「同等」の意味

- 通常の仮説検定は「同等」否定を「確約」
 - 標本数が多ければ、厳密に同じという帰無仮説の棄却つまり「差がある」という結果が「約束」されている
- 医・薬学上、実質的には同じといってよい幅
 - 差がこの幅に入っていれば同じと判断することとすれば、標本数が増えることによって推計の精度が増し、合理的かつ常識的意思決定が可能

会計的有用性

- 我々が知りたいのは、測定における誤差も考慮したうえで、会計データに情報価値があるか否か、つまり係数値が会計上、実質的に意味のある大きさかどうかであって、厳密にゼロに等しいか否かということではない
- 係数の絶対値が一定の数値を超えるか否かで、会計データの実質的情報価値の有無を判断するほうが理にかなっている

実証研究アルゴリズム化の不可能性

- 会計的有用性には、実質的に意味のある（係数の）大きさはどれくらいかという、統計理論だけでは決められない、会計固有の「主観的」判断が必要
- 「客観的」にみえる通常 of 統計的有意性の議論も、有意水準をいくらにするかで主観的判断は不可避。さらに、標本数が増えると t 値は大きくなるので、同じ t 値であっても、標本数によって、その持つ意味は異なる

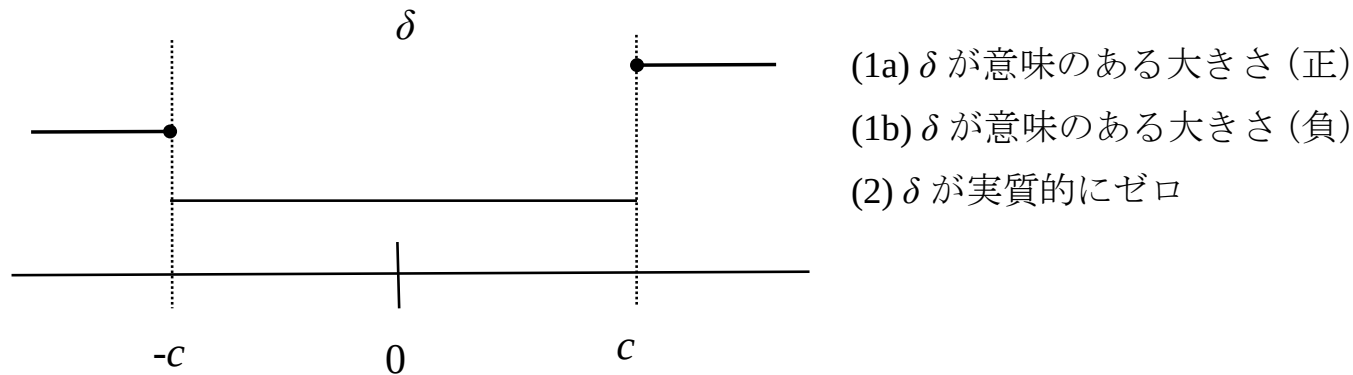
会計的有用性の定式化

- 実質的に効果があるという仮説が積極的に否定(棄却)されてはじめて、情報価値がないと結論付けるべき
- 逆にいえば、実質的にゼロであることが否定(棄却)できないだけで情報価値がないと結論付けるべきではない

二重片側検定 (Two One-Sided Tests)

- 図3(1a)の $c \leq \delta$ と(1b)の $\delta \leq -c$ という二つの帰無仮説が両方とも棄却された場合のみ、情報価値がないと結論付ける

図3：母数 δ が会計的に意味のある大きさ（絶対値が c 以上）か否か



効果あり仮説棄却の条件：有意水準 α

- $c \leq \delta$ という帰無仮説を棄却するには、推計値 d が c より「十分」小さくならない

- $t_U = \frac{c-d}{s_d} \geq t_{1-\alpha} \Rightarrow c \leq \delta$ 仮説棄却

- $\delta \leq -c$ という帰無仮説を棄却するには、推計値 d が $-c$ より「十分」大きく（絶対値で考える場合、小さく）なければならない

- $t_L = \frac{d-(-c)}{s_d} \geq t_{1-\alpha} \Rightarrow \delta \leq -c$ 仮説棄却

対象の変数が複数の場合

- k 個の帰無仮説がそれぞれ有意水準 α で検定されれば、個別の帰無仮説の少なくとも一つが正しいという帰無仮説の有意水準も α (Berger 1982)
- ある会計基準の下で、二つの変数がセットで開示されるとして、その情報価値を判断する場合は、 $k = 4$ に相当
 - 変数ごとに二つの「価値あり」帰無仮説

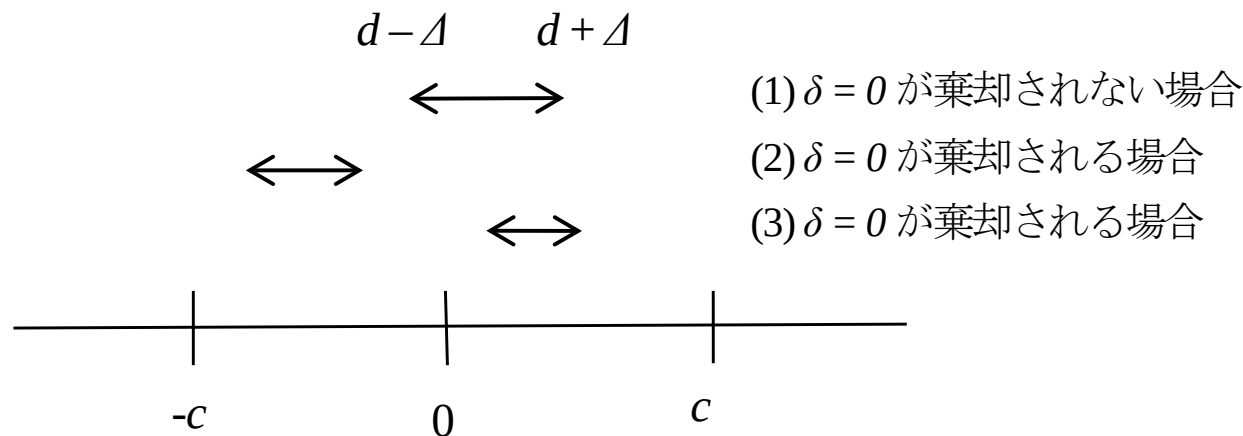
100(1-2 α)パーセント信頼区間

- 有意水準 α の二重片側検定は、100(1-2 α)%信頼区間が $[-c, c]$ に含まれるか否かと同値
- $[d - t_{1-\alpha} \cdot s_d, d + t_{1-\alpha} \cdot s_d] \subset [-c, c]$ ならば、有意水準 α で係数が意味ある大きさという仮説棄却
- 通常の仮説検定における90%信頼区間のなかに推計値が収まれば、10%ではなく5%の有意水準で仮説棄却

常識に合致する仮説検定①

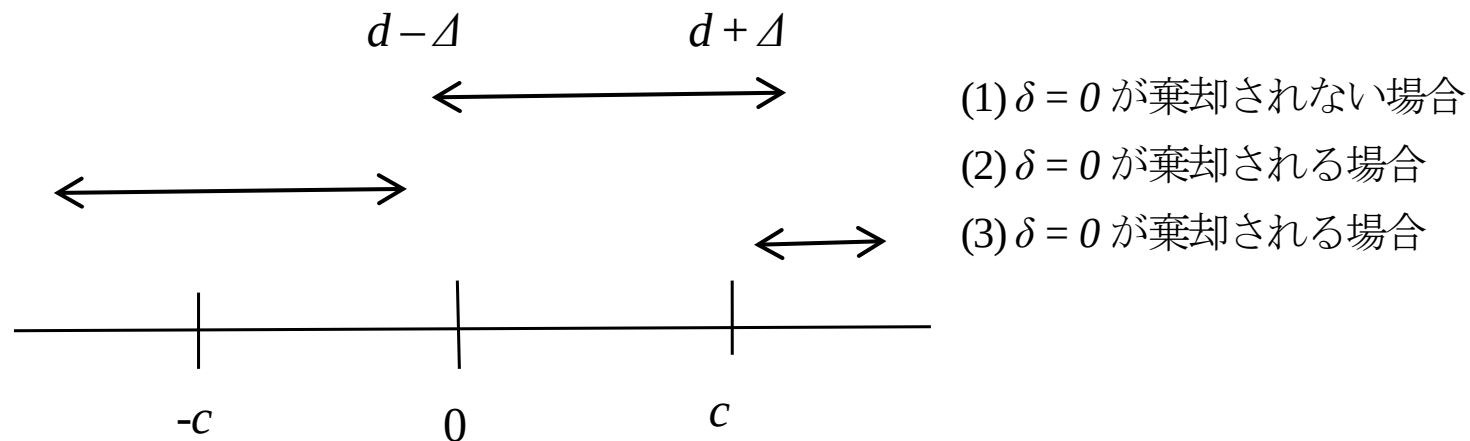
■ 二重片側検定は、厳密に係数ゼロという帰無仮説を用いた仮説検定の問題点回避

図5：変数 z に情報価値があるという帰無仮説が TOST で棄却される場合



常識に合致する仮説検定②

図6：変数 z に情報価値があるという帰無仮説が TOST で棄却されない場合



会計実証研究に向けて

- 係数が厳密にゼロという帰無仮説を中心とする実証分析が抱える致命的問題点

- 帰無仮説棄却・受容の非対称性

- データ数増加による棄却の必然性

- 実証研究者への期待

- 分析のアルゴリズム化ではなく、得られた推計値がどのくらいの大きさならば会計的に意味があるかについての活発な議論

おわりに：会計的常識と会計科学

In a young science, results that contradict common sense are often due to improper methodological tools.

Knowledge can progress when science can verify what is already known by common sense.

D. Campbell & D. Kenny (1999)
A Primer on Regression Artifacts

おまけ：平均回帰は統計的事実

Because of a less than perfect correlation, the predicted score of a variable tends not to be as extreme...than the predictor variable...

Over-time correlations are less than perfect because people change, and these changes imply that regression toward the mean is an omnipresent phenomenon.

All too often the statistical fact...is given a substantive meaning that is unwarranted.

TABLE 1.1. 20 Scores from Rolling Four Dice

T	E_1	E_2	X	Y
8	12	8	20	16
9	7	4	16	13
11	7	6	18	17
5	4	7	9	12
6	8	3	14	9
9	6	10	15	19
4	10	4	14	8
11	12	9	23	20
11	11	8	22	19
8	5	5	13	13
7	6	7	13	14
7	9	5	16	12
6	5	2	11	8
2	10	11	12	13
6	7	7	13	13
11	6	10	17	21
9	6	8	15	17
8	10	7	18	15
5	9	5	14	10
5	4	8	9	13

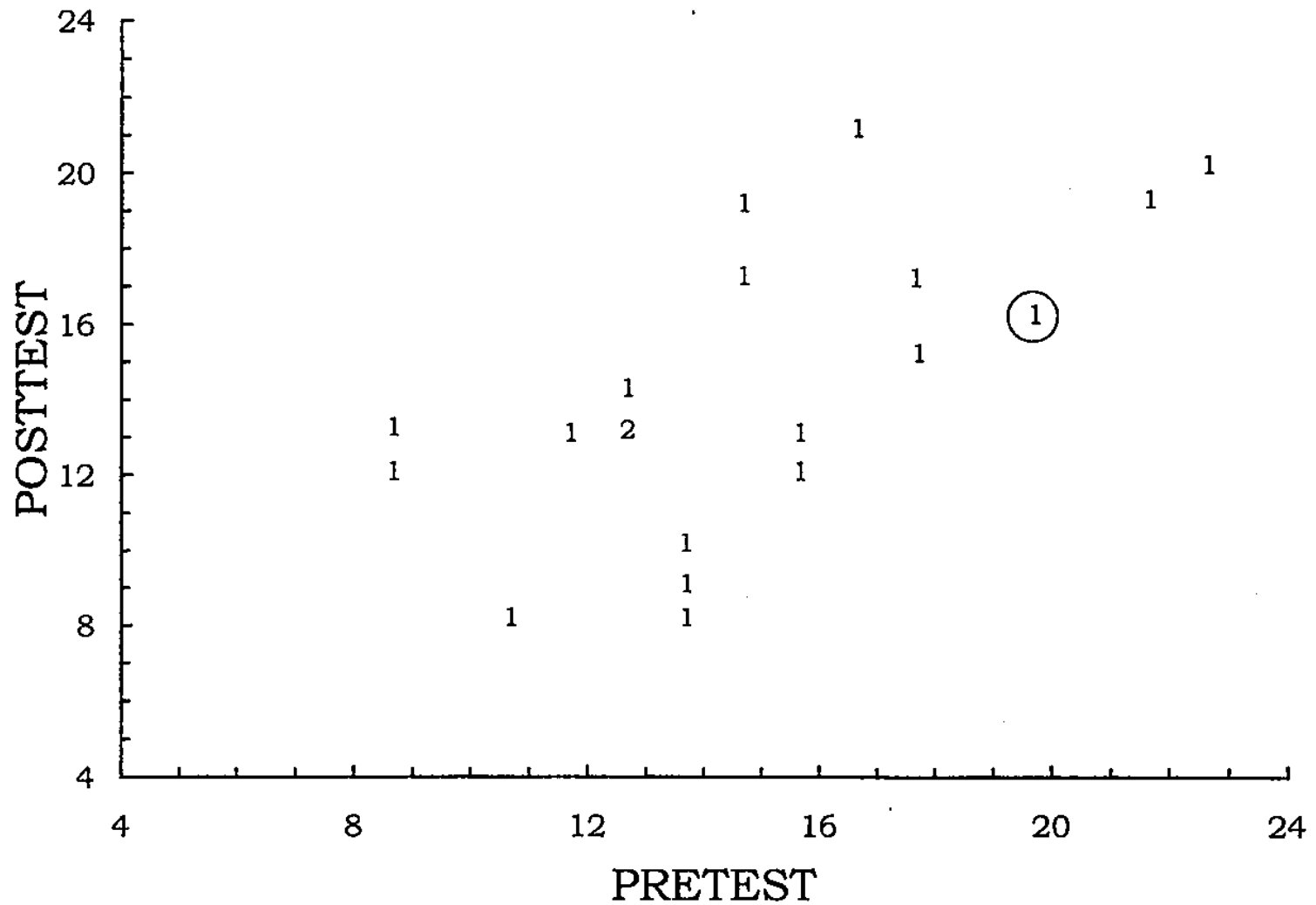


FIGURE 1.1. Scatter plot of the data in Table 1.1.

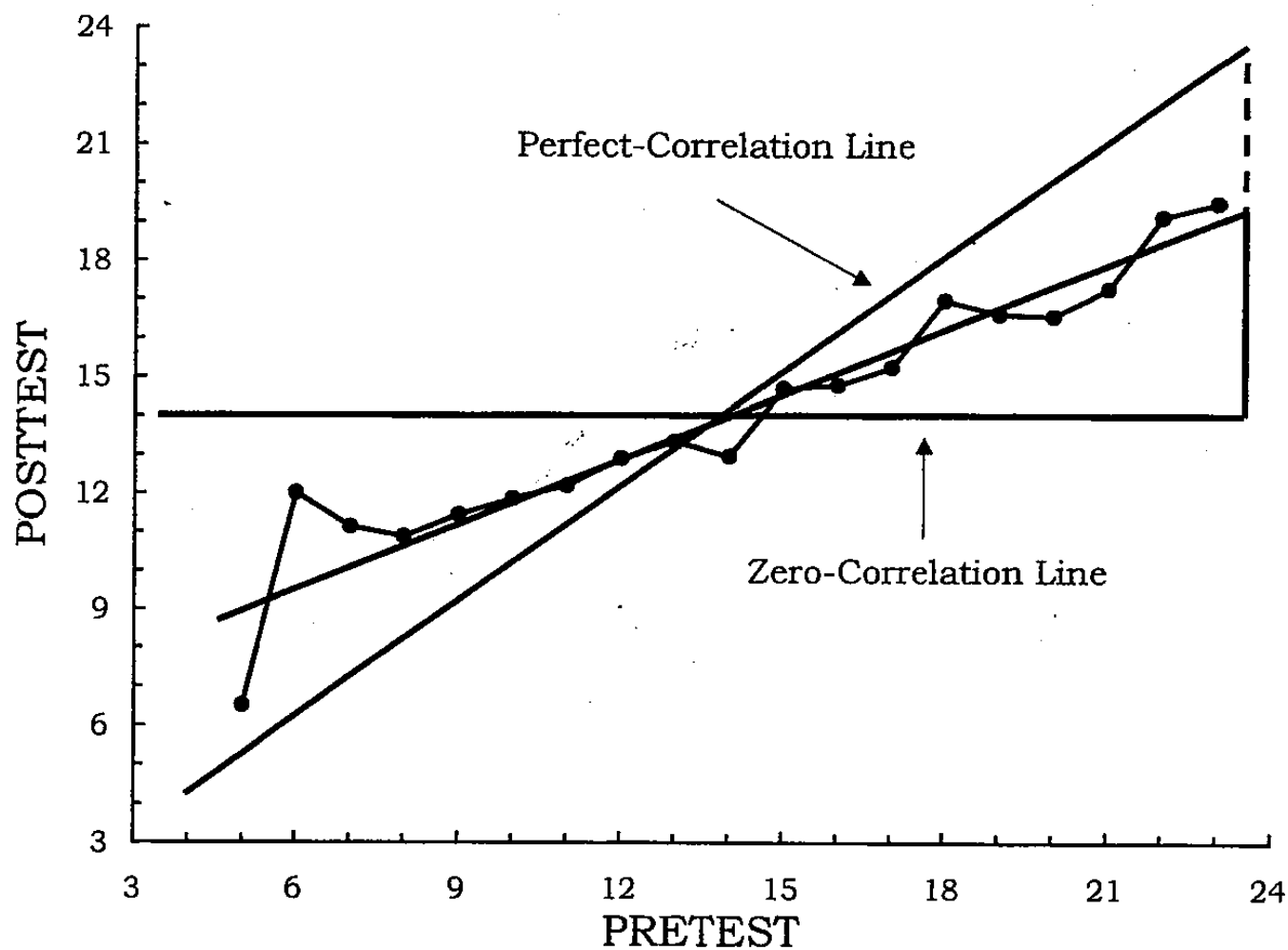


FIGURE 1.6. Perfect (diagonal), zero (flat), and regression (approximately 45-degree) lines; solid vertical line, correlation; dashed vertical line, regression toward the mean.

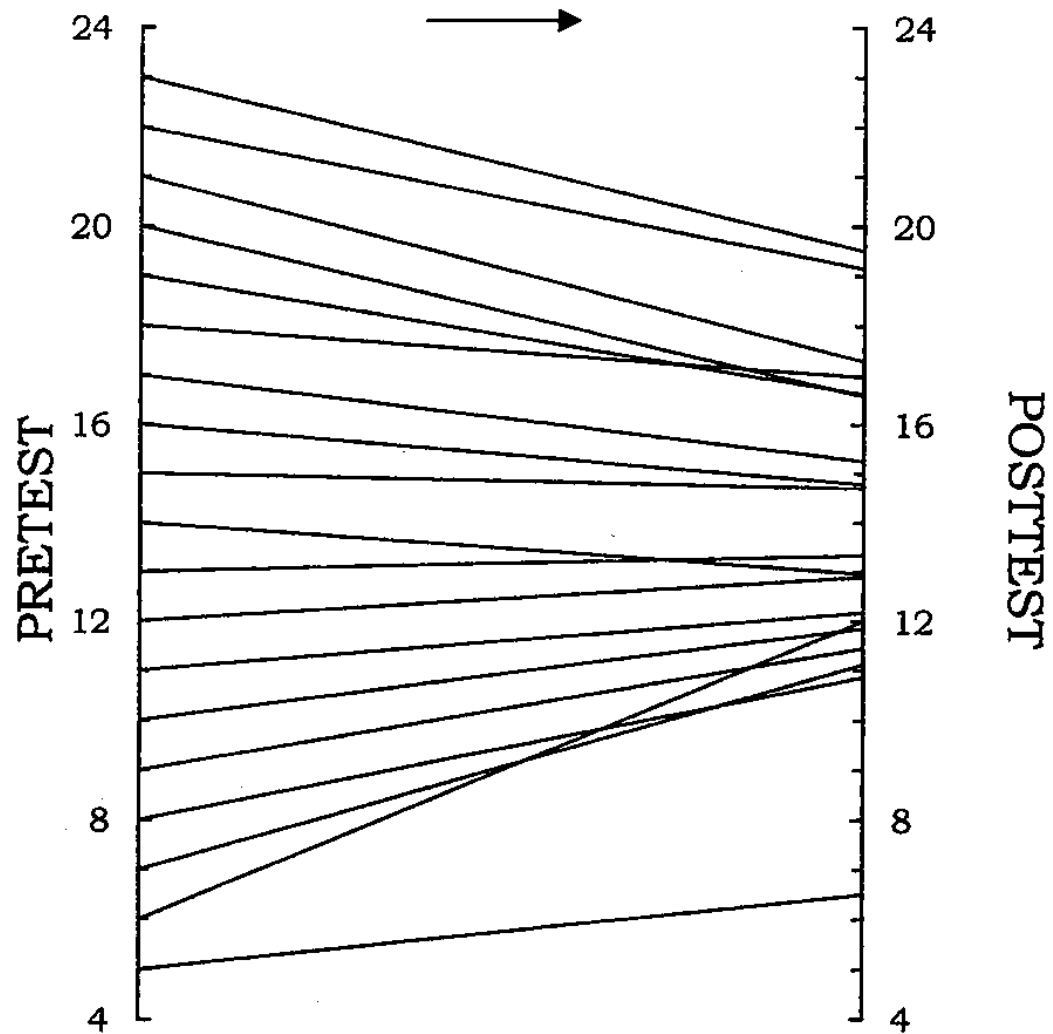


FIGURE 1.8. Galton squeeze diagram for the data set with 500 cases using pretest to predict posttest.

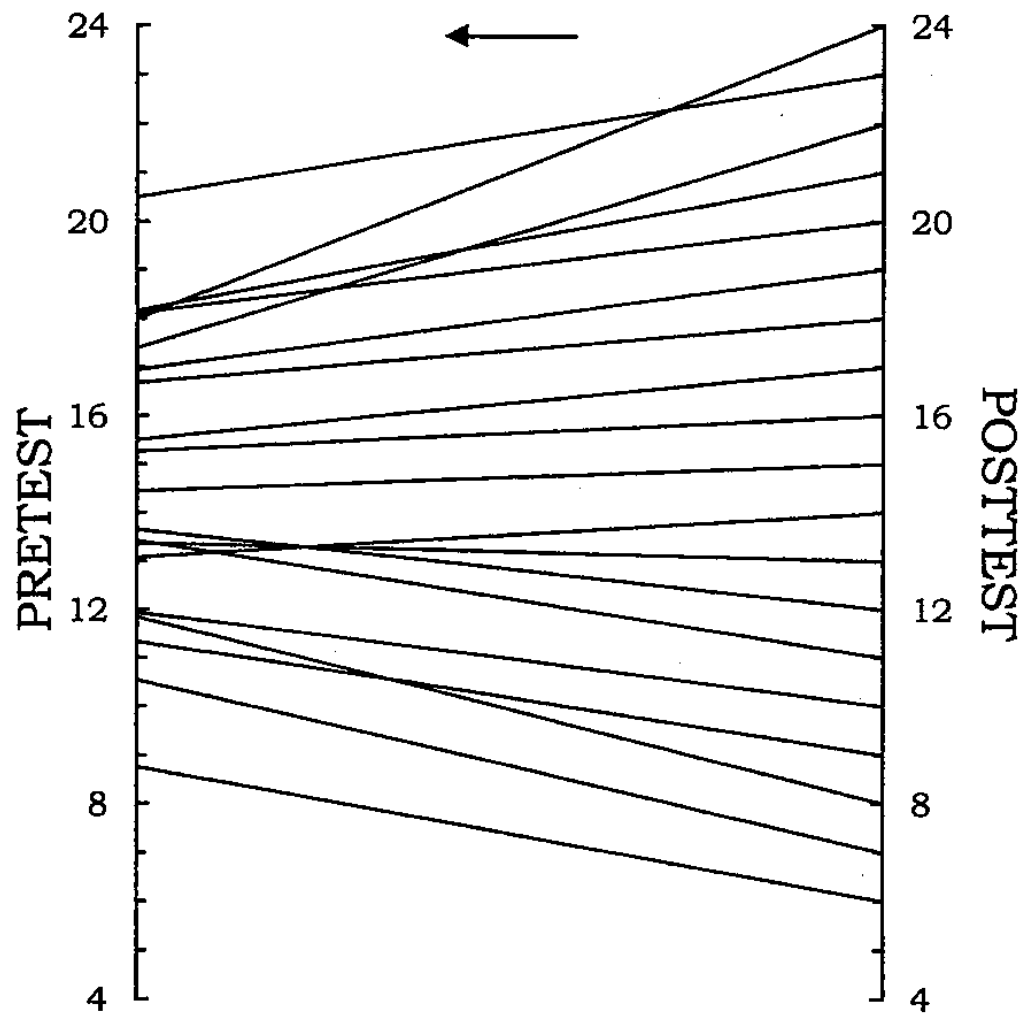


FIGURE 1.11. “Backward” Galton squeeze diagram for the data set with 500 cases (posttest predicting pretest).

ノーベル経済学賞受賞者でも...

Yet, in the 1980s, an investments textbook authored by a Nobel laureate repeated this error (Sharpe 1985, p. 430). The author looked at the 20% of firms with the highest profit rates in 1966 and the 20% with the lowest profit rates. Fourteen years later, in 1980, the profit rates of both groups were more nearly average, showing that “ultimately, economic forces will force the convergence of the profitability and growth rates of different firms.” This phenomenon is regression toward the mean, and the explanation is statistical, not economic.

G. Smith (1997) Do Statistics Test Scores Regress toward the Mean? *Chance* 10 (4)