

STATISTICAL MEMOIRS
Institute of Mathematics
University of Oslo

No. 4
August 1968

Noen grensesetninger i
sannsynlighetsregningen.

av

Grete Usterud Fenstad.

INNHALDSFORTEGNELSE

1. Grense i sannsynlighet	s. 1
2. Grense i fordeling	s. 12
Appendiks A	s. 22
Appendiks B	s. 25

Noen grensesetninger i sannsynlighetsregningen.

1. Grense i sannsynlighet.

La Z_1, Z_2, \dots være en følge av stokastiske variable. Det er flere måter å definere en grense for følgen, og vi skal først ta for oss

Definisjon 1. Hvis for enhver $\epsilon > 0$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|Z_n - a| < \epsilon) = 1 \quad .$$

sier vi at $\{Z_n\}$ har a som grense i sannsynlighet eller at $\{Z_n\}$ konvergerer mot a i sannsynlighet og vi skriver

$$\text{plim}_{n \rightarrow \infty} Z_n = a \quad .$$

Hvis Z er en stokastisk variabel og $\text{plim}_{n \rightarrow \infty} (Z_n - Z) = 0$, sier vi at $\{Z_n\}$ har Z som grense i sannsynlighet og skriver

$$\text{plim}_{n \rightarrow \infty} Z_n = Z \quad .$$

La oss se på noen eksempler på følger av stokastiske variable som konvergerer i sannsynlighet. Tsjebysjeff's ulikhet (Sverdrup I, s.60 og s.115) kan ofte brukes til å bevise konvergens i sannsynlighet.

Eksempel 1. (Tsjebysjeff's lov om de store tall) X_1, X_2, \dots er uavhengige med samme forventning ξ og varians σ^2 . Sett

$$Z_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}_n \quad ,$$

da er ifølge Tsjebysjeff's ulikhet

$$P(|Z_n - \xi| < \epsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\epsilon^2} \quad .$$

Det følger at $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|Z_n - \xi| < \epsilon) = 1$, dvs.

$$\text{plim}_n \bar{X}_n = \xi \quad .$$

Eksempel 2 La X_n være χ^2 -fordelt med n frihetsgrader. Sett

$$Z_n = \frac{X_n}{n}$$

og vi får ved Tshebysjeff's ulikhet at

$$\text{plim}_n Z_n = 1 .$$

Eksempel 3 La $\{c_n\}$ være en følge av reelle tall med $\lim_n c_n = c$.

Vi skal vise at hvis $\text{plim}_n Z_n = Z$ er $\text{plim}_n c_n Z_n = cZ$:

$$\text{siden } |c_n Z_n - cZ| \leq |c_n| \cdot |Z_n - Z| + |c_n - c| \cdot |Z| ,$$

er

$$P(|c_n Z_n - cZ| \geq \epsilon) \leq P(|c_n| \cdot |Z_n - Z| + |c_n - c| \cdot |Z| \geq \epsilon) .$$

Sett

$$A = (|c_n| \cdot |Z_n - Z| \geq \frac{\epsilon}{2})$$

$$B = (|c_n - c| \cdot |Z| \geq \frac{\epsilon}{2}) .$$

$$C = (|c_n| \cdot |Z_n - Z| + |c_n - c| \cdot |Z| \geq \epsilon) .$$

Da har vi

$$\bar{C} \supset \bar{A} \cap \bar{B} ,$$

eller

$$C \subset A \cup B$$

og videre

$$P(C) \leq P(A \cup B) \leq P(A) + P(B) .$$

Sammen med ulikheten ovenfor gir dette

$$P(|c_n Z_n - cZ| \geq \epsilon) \leq P(|c_n| \cdot |Z_n - Z| \geq \frac{\epsilon}{2}) + P(|c_n - c| \cdot |Z| \geq \frac{\epsilon}{2}) .$$

La M være slik at $|c_n| \leq M$ for alle n , da får vi

$$P(|c_n| \cdot |Z_n - Z| \geq \frac{\epsilon}{2}) \leq P(M \cdot |Z_n - Z| \geq \frac{\epsilon}{2}) \rightarrow 0 \text{ som } n \rightarrow \infty$$

siden $\text{plim}_n Z_n = Z$.

$$P(|c_n - c| \cdot |Z| > \frac{\varepsilon}{2}) = P(|Z| > \frac{\varepsilon}{2|c_n - c|}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$$

siden Z er en stokastisk variabel, det vil si

$$P(|Z| < \infty) = 1 .$$

Vi har nå vist det vi skulle, nemlig at

$$P(|c_n Z_n - cZ| > \varepsilon) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0 .$$

Som et spesialtilfelle får vi at $\text{plim}_n cZ_n = cZ$ hvis $\text{plim}_n Z_n = Z$.

La oss anvende dette på et nytt eksempel.

Eksempel 4. La X_1, X_2, \dots være uavhengige og identisk fordelte $N(\xi, \sigma)$.

Da er

$$\frac{Z_n}{\sigma^2} = \frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X}_n)^2}{\sigma^2}$$

χ^2 -fordelt med $n-1$ frihetsgrader. Ifølge Eksempel 2 er

$$\text{plim}_n \frac{Z_n}{(n-1)\sigma^2} = 1 \text{ eller ved å multiplisere med konstanten } \sigma^2 \text{ (se Eksempel 3)}$$

$$\text{plim}_n \frac{Z_n}{n-1} = \sigma^2 .$$

Vi har også at

$$\text{plim}_n \frac{Z_n}{n} = \sigma^2$$

ved å anvende Eksempel 3 med $c_n = \frac{n-1}{n}$.

Altså er både $\frac{Z_n}{n-1}$ og $\frac{Z_n}{n}$ konsistente estimatorer for σ^2 .

Eksempel 1 kan generaliseres til

Setning 1 (Tsjebysjeff) La X_1, X_2, \dots være uavhengige stokastiske variable slik at

$$EX_n = \xi_n \text{ og } \text{var } X_n = \sigma_n^2, \quad n=1,2, \dots \text{ eksisterer,}$$

og slik at

$$\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2 \rightarrow 0 \text{ når } n \rightarrow \infty.$$

Da er

$$\text{plim}_n \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i \right] = 0.$$

Bevis. Anvender Tsjebysjeff's ulikhet på $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$:

$$P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i\right| < \epsilon\right) \geq 1 - \frac{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2}{\epsilon^2} \rightarrow 1 \text{ når } n \rightarrow \infty.$$

q.e.d.

Legg merke til at det ikke forutsettes at

$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i$ har noen grense når $n \rightarrow \infty$, men hvis grensen eksisterer, gjelder

Korollar. La forutsetningene være som i Setning 1 og at

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i = \xi,$$

da er

$$\text{plim}_n \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \xi.$$

Bevis. Sett $\bar{\xi}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i$ og $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$.

Til enhver $\epsilon > 0$ finnes det en N_ϵ slik at hvis $n \geq N_\epsilon$ er $|\bar{\xi}_n - \xi| < \frac{\epsilon}{2}$. For $n \geq N_\epsilon$ gjelder

$$P(|\bar{X}_n - \xi| < \epsilon) \geq P(|\bar{X}_n - \bar{\xi}_n| + |\bar{\xi}_n - \xi| < \epsilon) \geq P(|\bar{X}_n - \bar{\xi}_n| < \frac{\epsilon}{2}) \rightarrow 1 \text{ når } n \rightarrow \infty.$$

q.e.d.

Følgende lemma kan nyttes i forbindelse med Korollar :

Lemma : Hvis $\lim_{n \rightarrow \infty} \xi_n = \xi$, så er $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i = \xi$. Det omvendte gjelder ikke alltid.

Bevis. Til enhver $\varepsilon > 0$ finnes en N_ε slik at bare $n > N_\varepsilon$ er $|\xi_n - \xi| < \varepsilon$.

La nå $n > N_\varepsilon$:

$$\begin{aligned} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i - \xi \right| &= \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i - \xi) \right| \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\xi_i - \xi| \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} |\xi_i - \xi| + \frac{1}{n} \sum_{i=N_\varepsilon+1}^n |\xi_i - \xi| \\ &\leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} |\xi_i - \xi| + \frac{n - N_\varepsilon}{n} \varepsilon < \varepsilon + \varepsilon = 2\varepsilon \end{aligned}$$

bare n er tilstrekkelig stor.

At det omvendte ikke alltid gjelder, sees av følgende moteksempel :

$\xi_n = (-1)^n$, $n = 1, 2, \dots$. Denne følgen har ingen grense, - men

$$\bar{\xi}_{2m} = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{2m} \xi_i = 0 \quad \text{og} \quad \bar{\xi}_{2m+1} = \frac{1}{2m+1} \sum_{n=1}^{2m+1} \xi_n = -\frac{1}{2m+1}$$

slik at

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \bar{\xi}_n = 0.$$

q.e.d.

Hvis vi i Setning 1 forlanger at alle X_1, X_2, \dots er identisk fordelte, kan vi sløyfe kravet om at variansen skal eksistere.

Setning 2. (Khintchin) Hvis X_1, X_2, \dots er uavhengige og identisk fordelte med forventning ξ , er

$$\text{plim}_n \bar{X}_n = \xi .$$

Denne setningen vil ikke bli bevist her. Hvis leseren er kjent med karakteristiske funksjoner, finner han et enkelt bevis for Setning 2 i f.eks. S.S.Wilks : Mathematical Statistics s. 254, ellers kan setningen bevises ved elementære metoder som i W. Feller : An Introduction to Probability Theory and its Applications s. 232.

Eksempel 5. X_1, X_2, \dots er uavhengige og identisk fordelte.

Hvis r-te ordens moment eksisterer, sett

$$\lambda_r = E(X_1 - c)^r$$
$$L_r(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - c)^r .$$

Ved å anvende Setning 2 (eller Eksempel 1 hvis λ_{2r} eksisterer) på $(X_n - c)^r$, $n=1,2,\dots$ får vi

$$\text{plim}_n L_r(n) = \lambda_r .$$

Spesielt gjelder for

1) $c = 0$ at $\text{plim}_n \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^r = EX_1^r$, og

2) $c = EX_1 = \xi$ at $\text{plim}_n \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \xi)^r = E(X_1 - \xi)^r$.

Setning 3. (Slutsky) Hvis g er en reell kontinuerlig funksjon av en variabel og $\text{plim}_n X_n = X$, så er

$$\text{plim}_n g(X_n) = g(X) .$$

Bevis. Siden g er kontinuerlig, er g uniformt kontinuerlig

i ethvert lukket og begrenset intervall, $[-M, +M]$. Det vil si at hvis $x \in [-M, +M]$ og $x_n \in [-M, +M]$ så vil det til enhver $\varepsilon > 0$ finnes en $\delta_\varepsilon > 0$ slik at

$$|x_n - x| < \delta_\varepsilon \Rightarrow |g(x_n) - g(x)| < \varepsilon .$$

Dette er ekvivalent med :

hvis $|g(x_n) - g(x)| \geq \varepsilon$, må enten $|x_n - x| \geq \delta_\varepsilon$

eller $x \notin [-M, +M]$ eller $x_n \notin [-M, +M]$.

Vi får derfor

$$P(|g(X_n) - g(X)| \geq \varepsilon) \leq P(|X_n - X| \geq \delta_\varepsilon) + P(|X| > M) + P(|X_n| > M) .$$

Lar først $n \rightarrow \infty$:

$$\lim_n \sup P(|g(X_n) - g(X)| \geq \varepsilon) \leq$$

$$\lim_n \sup P(|X_n - X| \geq \delta_\varepsilon) + P(|X| > M) + \lim_n \sup P(|X_n| > M)$$

$$\leq P(|X| > M) + P(|X| > \frac{M}{2})$$

(se Appendix A, setning 2(ii) og Setning 1),

siden

$$P(|X_n| > M) \leq P(|X_n - X| > \frac{M}{2}) + P(|X| > \frac{M}{2})$$

medfører at

$$\lim_n P(|X_n| > M) \leq P(|X| > \frac{M}{2}) .$$

Ulikheten gjelder for alle $M > 0$, vi kan derfor la $M \rightarrow \infty$:

$$0 \leq \liminf_n \sup P(|g(X_n) - g(X)| \geq \epsilon) \leq \lim_{M \rightarrow \infty} P(|X| > M) + \lim_{M \rightarrow \infty} P(|X| > \frac{M}{2}) = 0 .$$

$$\text{Alts\aa eksisterer } \lim_{n \rightarrow \infty} P(|g(X_n) - g(X)| \geq \epsilon)$$

og er lik 0.

q.e.d.

Setning 3 kan generaliseres til at g er en reell kontinuerlig funksjon av flere variable. Beviset g\aa r som for \u00e9n variabel.

Setning 3*. Hvis g er en reell kontinuerlig funksjon av k variable, og

$$\text{plim}_n X_n^{(j)} = X^{(j)} \quad , \quad j = 1, 2, \dots, k \quad ,$$

$$\text{s\aa er } \text{plim}_n g(X_n^{(1)}, \dots, X_n^{(k)}) = g(X^{(1)}, \dots, X^{(k)}) \quad .$$

Legg merke til at det ikke er sagt noe om at $X_n^{(1)}, \dots, X_n^{(k)}$ skal v\aa re stokastisk uavhengige.

Eksempel 6. Hvis $\text{plim}_n X_n = X$ og $\text{plim}_n Y_n = Y$, er $\text{plim}_n X_n^2 = X^2$,
 $\text{plim}_n (X_n + Y_n) = X + Y$ og $\text{plim}_n X_n \cdot Y_n = X \cdot Y$.

Eksempel 7. La X_1, X_2, \dots , v\aa re uavhengige og identisk fordelte med forventning ξ . Sett

$$\begin{aligned} \mu_r &= E(X_1 - \xi)^r \\ M_r(n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^r \quad . \end{aligned}$$

Vi skal vise at

$$\text{plim}_n M_r(n) = \mu_r \quad .$$

Dette f\o lger lett av Eksempel 5 og Setning 3* , hvis vi skriver $M_r(n)$ p\aa en

annen måte :

$$\begin{aligned}
 M_r(n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[(X_i - \xi) - (\bar{X}_n - \xi) \right]^r \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^r \binom{r}{k} (X_i - \xi)^k \cdot (-1)^{r-k} (\bar{X}_n - \xi)^{r-k} \\
 &= \sum_{k=0}^r \binom{r}{k} (-1)^{r-k} (\bar{X}_n - \xi)^{r-k} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \xi)^k \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \xi)^r + \sum_{k=0}^{r-1} \binom{r}{k} (-1)^{r-k} (\bar{X}_n - \xi)^{r-k} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \xi)^k \\
 \text{plim}_n M_r(n) &= \text{plim}_n \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \xi)^r + \sum_{k=0}^{r-1} \binom{r}{k} (-1)^{r-k} \left[\text{plim}_n (\bar{X}_n - \xi) \right]^{r-k} \\
 & \qquad \qquad \qquad \cdot \text{plim}_n \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \xi)^k \\
 &= \mu_r + \sum_{k=0}^{r-1} \binom{r}{k} (-1)^{r-k} 0^{r-k} \mu_k = \mu_r .
 \end{aligned}$$

Spesielt for $r = 2$ får vi

$$\text{plim}_n \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \text{var } X_1 ,$$

Eksempel 8. Anta at $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots$ er uavhengige og identisk fordelte og at $EX_1, EY_1, EX_1^2, EX_1 Y_1, EY_1^2$ eksisterer .

$$R_n = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} = \frac{a_n}{\sqrt{b_n \cdot c_n}}$$

blir ofte brukt som estimator for

$$\rho = \frac{\text{cov}(X_1, Y_1)}{\sqrt{\text{var } X_1 \cdot \text{var } Y_1}} .$$

Vi ser at R_n er en kontinuerlig funksjon av a_n, b_n, c_n . I Eksempel 7 fant vi at

$$\text{plim}_n b_n = \text{var } X_1 \quad \text{og}$$

$$\text{plim}_n c_n = \text{var } Y_1 .$$

$$\begin{aligned} \text{plim}_n a_n &= \text{plim}_n \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \bar{X}_n \cdot \bar{Y}_n \right] = EX_1 Y_1 - EX_1 \cdot EY_1 \\ &= \text{cov}(X_1, Y_1) \end{aligned}$$

ved anvendelse av Setning 2. Setning 3² gir nå

$$\text{plim}_n R_n = \frac{\text{plim}_n a_n}{\sqrt{\text{plim}_n b_n \cdot \text{plim}_n c_n}} = \frac{\text{cov}(X_1, Y_1)}{\sqrt{\text{var } X_1 \cdot \text{var } Y_1}} = \rho .$$

Av at $\text{plim}_n Z_n = a$ er det fristende å trekke den slutning at hvis EZ_n eksisterer må $\lim_n EZ_n = a$. At dette ikke er riktig ser vi av følgende moteksempel :

$\{a_n\}$ er en følge av positive reelle tall med $\lim_n a_n = a$, og sannsynlighetsfordelingen for Z_n er gitt ved

$$P(Z_n = n \cdot a_n) = \frac{1}{n} \quad , \quad P(Z_n = 0) = 1 - \frac{1}{n} .$$

Vi finner at

$$\lim_n EZ_n = \lim_n a_n = a .$$

Hvis følgen $\{a_n\}$ er slik at $n \cdot a_n \geq c > 0$ for alle n , vil for alle ε , $0 < \varepsilon < c$,

$$P(|Z_n| < \epsilon) = P(Z_n = 0) = 1 - \frac{1}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1,$$

det vil si at

$$\text{plim}_n Z_n = 0.$$

Hvis $a_n = n$ får vi $\lim_n EZ_n = \infty$, og hvis $a_n = 1$ får vi $\lim_n EZ_n = 1$, mens $\text{plim}_n Z_n = 0$ i i begge tilfelle.

Vi har imidlertid følgende

Setning 4. Hvis $\text{plim}_n Z_n = a$ og

$$P(|Z_n| \leq A) = 1 \text{ for alle } n, \text{ er } \lim_n EZ_n = a.$$

Bevis. Anta at Z_n er absolutt kontinuerlig fordelt med sannsynlighetstetthet f_n (beviset går på tilsvarende måte hvis Z_n er diskret fordelt).

$$\begin{aligned} |EZ_n - a| &= \left| \int (z-a) f_n(z) dz \right| \leq \int |z-a| f_n(z) dz \\ &= \int_{|z-a| \leq \epsilon} |z-a| f_n(z) dz + \int_{|z-a| > \epsilon} |z-a| f_n(z) dz \\ &\leq \epsilon \cdot P(|Z_n - a| \leq \epsilon) + (A + |a|) P(|Z_n - a| > \epsilon). \end{aligned}$$

Vi ser at bare n er stor nok kan vi få høyre side $\leq 2\epsilon$ q.e.d.

Eksempel 9. X_1, X_2, \dots er uavhengige og identisk fordelte med

$$P(X_j = 1) = p, \quad P(X_j = 0) = 1-p. \quad \text{Da er (Eksempel 1)}$$

$$\text{plim}_n \bar{X}_n = p.$$

Hvis g er en reell kontinuerlig funksjon på $[0,1]$, er

$$p \lim_n g(\bar{X}_n) = g(p) \quad (\text{Setning 3})$$

og $P(|g(\bar{X}_n)| \leq A) = 1$

hvis $A = \sup_p |g(p)|$. Setning 4 gir da

$$\lim_n E g(\bar{X}_n) = g(p), \text{ eller}$$

$$\lim_n \sum_{j=0}^n g\left(\frac{j}{n}\right) \binom{n}{j} p^j (1-p)^{n-j} = g(p).$$

Det kan vises at grensen er uniform i p ;
dette kalles Weierstrass' approksimeringssats.

2. Grense i fordeling.

Vi skal nå se på en annen type konvergens av en følge $\{Z_n\}$ av stokastiske variable. Sannsynlighetsfordelingen til en stokastisk variabel X betegner vi med F_X .

Definisjon 2. Hvis

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_{Z_n}(x) = F_Z(x)$$

for alle kontinuitetspunkt til F_Z , sier vi at $\{Z_n\}$ konvergerer mot Z i fordeling. F_Z kalles følgens grense-fordeling.

Det er to ting å legge merke til i denne definisjonen : (i) vi forlanger at F_{Z_n} skal konvergere mot en sannsynlighetsfordeling, (ii) men bare for de punkter hvor F_Z er kontinuerlig.

Hvis Z_n er rektangulært fordelt $[0, n]$, er

$$F_{Z_n}(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ \frac{x}{n} & 0 \leq x \leq n \\ 1 & x > n \end{cases}$$

og

$$\lim_n F_{Z_n}(x) = 0 \quad \text{for } -\infty < x < \infty,$$

men dette er ingen sannsynlighetsfordeling. Det er slike tilfelle (i) utelukker.

På den annen side ønsker vi heller ikke å være for strenge i våre krav til konvergens. Hvis vi hadde forlangt at F_{Z_n} skulle konvergere for alle x , ville ikke følgen Z_1, Z_2, \dots hvor Z_n er normalfordelt $(0, \sigma_n), n=1, 2, \dots$ og $\lim_n \sigma_n = 0$ konvergere i fordeling. Vi får nemlig

$$F_{Z_n}(x) = G\left(\frac{x}{\sigma_n}\right) \rightarrow \begin{cases} 1 & \text{hvis } x > 0 \\ \frac{1}{2} & \text{hvis } x = 0 \\ 0 & \text{hvis } x < 0 \end{cases},$$

men funksjonen på høyre side er ingen sannsynlighetsfordeling, fordi den ikke er kontiuerlig fra høyre i $x = 0$ (se E.Sverdrup, I, s.91).

Derimot er

$$F(x) = \begin{cases} 1 & \text{hvis } x \geq 0 \\ 0 & \text{hvis } x < 0 \end{cases}$$

en sannsynlighetsfordeling og

$\lim_n F_{Z_n}(x) = F(x)$ for alle kontinuitetspunkt til F .
(F er sannsynlighetsfordelingen til en sikker variabel Z , $P(Z=0) = 1$)

Setning 5. Hvis følgen Z_1, Z_2, \dots konvergerer i sannsynlighet mot Z , så konvergerer følgen også i fordeling mot Z .

Bevis. Vi må vise to ting : (i) $\lim_n F_{Z_n}(x)$ eksisterer i alle kontinuitetspunkt for F_Z , og (ii) $\lim_n F_{Z_n}(x) = F_Z(x)$.

La x_0 være et kontinuitetspunkt for F_Z .

1) $x' < x_0$

$$\begin{aligned} F_Z(x') &= P(Z \leq x') = \\ &= P(Z \leq x' \cap Z_n \leq x_0) + P(Z \leq x' \cap Z_n > x_0) \\ &\leq P(Z_n \leq x_0) + P(|Z_n - Z| > x_0 - x') \\ &= F_{Z_n}(x_0) + P(|Z_n - Z| > x_0 - x') \end{aligned}$$

Tar så \liminf_n på begge sider :

$$\begin{aligned} F_Z(x') &\leq \liminf_n \left[F_{Z_n}(x_0) + P(|Z_n - Z| > x_0 - x') \right] \\ &\leq \liminf_n F_{Z_n}(x_0) + \limsup_n P(|Z_n - Z| > x_0 - x') \\ &= \liminf_n F_{Z_n}(x_0) . \end{aligned}$$

2) $x'' > x_0$

$$\begin{aligned} 1 - F_Z(x'') &= P(Z > x'') \\ &= P(Z > x'' \cap Z_n > x_0) + P(Z > x'' \cap Z_n \leq x_0) \\ &\leq P(Z_n > x_0) + P(|Z_n - Z| > x'' - x_0) \end{aligned}$$

dvs.

$$F_Z(x'') \geq F_{Z_n}(x_0) - P(|Z_n - Z| > x'' - x_0) .$$

Tar så \limsup_n på begge sider :

$$\begin{aligned} F_Z(x'') &\geq \limsup_n F_{Z_n}(x_0) - \lim_n P(|Z_n - Z| > x'' - x_0) \\ &= \limsup_n F_{Z_n}(x_0) . \end{aligned}$$

Tilsammen gir 1) og 2)

$$F_Z(x') \leq \liminf_n F_{Z_n}(x_0) \leq \limsup_n F_{Z_n}(x_0) \leq F_Z(x'') .$$

Siden F_Z er kontinuerlig i x_0 , kan vi la $x' \uparrow x_0$ og $x'' \downarrow x_0$ og vi får

$F_Z(x_0) = \liminf_n F_{Z_n}(x_0) = \limsup_n F_{Z_n}(x_0)$. Det vil si at $\lim_n F_{Z_n}(x_0)$ eksisterer og er lik $F_Z(x_0)$. q.e.d.

Følgende eksempel viser at omvendningen av Setning 5 ikke gjelder :

La Z, Z_1, Z_2, \dots være uavhengige og identisk normalfordelte $(0,1)$.

Det er klart at Z_1, Z_2, \dots konvergerer mot Z i fordeling, men

$$P(|Z_n - Z| < \varepsilon) = G\left(\frac{\varepsilon}{\sqrt{2}}\right) - G\left(-\frac{\varepsilon}{\sqrt{2}}\right)$$

slik at $\lim_n P(|Z_n - Z| < \varepsilon) < 1$.

Hvis Z er en sikker variabel, $P(Z = a) = 1$, betegner vi sannsynlighetsfordelingen for Z med F_a , dvs.

$$F_a(x) = \begin{cases} 1 & \text{hvis } x \geq a \\ 0 & \text{hvis } x < a \end{cases}$$

I dette spesielle tilfelle gjelder

Setning 6. Følgen Z_1, Z_2, \dots konvergerer mot a i sannsynlighet hvis og bare hvis følgen konvergerer mot a i fordeling.

Bevis. På grunn av Setning 5 behøver vi bare vise at

hvis $\lim_n F_{Z_n}(x) = F_a(x)$ for alle $x \neq a$ så er $\text{plim}_n Z_n = a$

$$P(|Z_n - a| < \varepsilon) \geq P(|Z_n - a| \leq \frac{\varepsilon}{2}) \geq P(a - \frac{\varepsilon}{2} < Z_n \leq a + \frac{\varepsilon}{2})$$

$$= F_{Z_n}\left(a + \frac{\varepsilon}{2}\right) - F_{Z_n}\left(a - \frac{\varepsilon}{2}\right) \longrightarrow 1 - 0 = 1.$$

q.e.d.

Vi skal se noen eksempler på hvordan Setning 3* og Setning 5 kan kombineres.

Eksempel 10. Hvis $\text{plim}_n X_n = X$ og $\text{plim}_n Y_n = Y$, så er

$$\lim_n F_{X_n+Y_n} = F_{X+Y} \quad \text{og} \quad \lim_n F_{X_n \cdot Y_n} = F_{X \cdot Y} .$$

Hvis spesielt Y er en sikker variabel :

$$1) \quad Y = 0 \quad \lim_n F_{X_n+Y_n} = F_X$$

$$2) \quad Y = 1 \quad \lim_n F_{X_n \cdot Y_n} = F_X$$

Setning 7. (Cramér) La X_1, X_2, \dots og Y_1, Y_2, \dots være to følger av stokastiske variable. Hvis $\text{plim}_n (X_n - Y_n) = 0$ og X_1, X_2, \dots konvergerer i fordeling, så konvergerer Y_1, Y_2, \dots i fordeling og grense-fordelingen for $\{Y_n\}$ er lik grense-fordelingen for $\{X_n\}$.

Bevis. Sett $Z_n = X_n - Y_n$, $n=1, 2, \dots$, og la F være grense-fordelingen for X_1, X_2, \dots . La y_0 være et kontinuitetspunkt for F .

1) La $y' > y_0$ være et kontinuitetspunkt for F

$$\begin{aligned} F_{Y_n}(y_0) &= P(Y_n \leq y_0) = P(X_n \leq y_0 + Z_n) \\ &= P(X_n \leq y_0 + Z_n \wedge Z_n < y' - y_0) + P(X_n \leq y_0 + Z_n \wedge Z_n \geq y' - y_0) \\ &\leq P(X_n \leq y') + P(Z_n \geq y' - y_0) . \end{aligned}$$

Tar \limsup_n på begge sider :

$$\limsup_n F_{Y_n}(y_0) \leq \limsup_n F_X(y') + \limsup_n P(Z_n \geq y' - y_0) = F(y')$$

2) La $y'' < y_0$ være et kontinuitetspunkt for F

$$\begin{aligned} 1 - F_{Y_n}(y_0) &= P(X_n > y_0 + Z_n) \\ &= P(X_n > y_0 + Z_n \cap Z_n \leq -(y_0 - y'')) + P(X_n > y_0 + Z_n \cap Z_n > -(y_0 - y'')) \\ &\leq P(Z_n \leq -(y_0 - y'')) + P(X_n > y'') \end{aligned}$$

dvs.
$$F_{Y_n}(y_0) \geq -P(Z_n \leq -(y_0 - y'')) + F_{X_n}(y'')$$

Tar \liminf_n på begge sider :

$$\liminf_n F_{Y_n}(y_0) \geq -\limsup_n P(Z_n \leq -(y_0 - y'')) + \liminf_n F_{X_n}(y'') = F(y'')$$

Tilsammen gir 1) og 2)

$$F(y'') \leq \liminf_n F_{Y_n}(y_0) \leq \limsup_n F_{Y_n}(y_0) \leq F(y')$$

I Appendix B blir det vist at en sannsynlighetsfordeling kan ha høyst et tellbart antall diskontinuitetspunkt. Altså finnes det følger av kontinuitetspunkt for F , $\{y_n''\}$ og $\{y_n'\}$, slik at

$y_n'' \uparrow y_0$ og $y_n' \downarrow y_0$ og vi får at $\lim_n F_{Y_n}(y_0)$ eksisterer og er lik $F(y_0)$.

q.e.d.

Eksempel 11. X_1, X_2, \dots er uavhengige og identisk normalfordelte($\xi, 1$).

Vi vet a priori at $\xi > 0$, og skal finne en estimator for ξ .

$\hat{\xi}_n = \bar{X}_n$ er en forventningsrett estimator og $\text{plim}_n \hat{\xi}_n = \xi$, - men den kan komme til å estimere ξ som er positiv med et negativt tall. Dette ansees som uheldig, og i stedet foreslås estimatoren

$$\xi_n^* = \begin{cases} \bar{X}_n & \text{hvis } \bar{X}_n > 0 \\ 0 & \text{hvis } \bar{X}_n \leq 0 \end{cases} .$$

Vi innfører funksjonen g definert ved

$$g(u) = \begin{cases} u & \text{hvis } u > 0 \\ 0 & \text{hvis } u \leq 0 \end{cases} ,$$

g er opplagt kontinuerlig. Ifølge Setning 3 er da

$$\text{plim}_n \xi_n^* = \text{plim}_n g(\bar{X}_n) = g(\xi) = \xi$$

siden $\xi > 0$, slik at også ξ_n^* er konsistent.

Selv om $\hat{\xi}_n$ og ξ_n^* har forskjellige egenskaper for endelige n (ξ_n^* er ikke forventningsrett f.eks.), så skal vi vise at de har samme grense-fordelinger.

Vi vet at $\sqrt{n}(\hat{\xi}_n - \xi)$ er $N(0,1)$, og dette er altså også grense-fordelingen. Hvis vi kan vise at

$$\text{plim}_n \left[\sqrt{n}(\hat{\xi}_n - \xi) - \sqrt{n}(\xi_n^* - \xi) \right] = 0,$$

følger av Setning 7 at også $\sqrt{n}(\xi_n^* - \xi)$ har grensefordelingen $N(0,1)$ og vi er fremme.

Vi innfører en ny stokastisk variabel I_n ved

$$I_n = \begin{cases} 1 & \text{hvis } \bar{X}_n > 0 \\ 0 & \text{hvis } \bar{X}_n \leq 0 \end{cases} .$$

Siden $\xi_n^* = I_n \cdot \hat{\xi}_n$, er

$$\sqrt{n}(\hat{\xi}_n - \xi) - \sqrt{n}(\xi_n^* - \xi) = \sqrt{n}(1 - I_n) \hat{\xi}_n .$$

En finner for $\varepsilon < 1$

$$P(|\sqrt{n}(1-I_n)| < \varepsilon) = P(I_n = 1) = P(\bar{X}_n > 0) = 1 - G(-\sqrt{n}\xi) \rightarrow 1 \text{ når } n \rightarrow \infty$$

slik at

$$\text{plim}_n \sqrt{n}(1-I_n) = 0. \text{ Ifølge Setning 3}^{\#} \text{ får en at}$$

$$\text{plim}_n \sqrt{n}(1-I_n) \cdot \hat{\xi}_n = 0 \cdot \xi = 0.$$

Følgende to setninger er ofte nyttige for anvendelsen av Setning 7:

Setning 8. Hvis $\{X_n\}$ konvergerer mot X i fordeling og hvis

$$\text{plim}_n Y_n = 0, \text{ er}$$

$$\text{plim}_n X_n \cdot Y_n = 0.$$

Bevis. $P(|X_n Y_n| \geq \varepsilon) =$

$$P(|X_n \cdot Y_n| \geq \varepsilon \cap |X_n| \leq M) + P(|X_n \cdot Y_n| \geq \varepsilon \cap |X_n| > M) \leq P(|Y_n| \geq \frac{\varepsilon}{M}) + P(|X_n| > M)$$

$$\text{La } n \rightarrow \infty : \lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n \cdot Y_n| \geq \varepsilon) \leq P(|X| > M),$$

$$\text{deretter } M \rightarrow \infty : \lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n \cdot Y_n| \geq \varepsilon) = 0$$

q.e.d.

Legg merke til at vi i Setning 8 ikke kan erstatte $\text{plim}_n Y_n = 0$ med $\text{plim}_n Y_n = a$. Vi har f.eks. at følgen $\{X_n\}$ hvor X_1, X_2, \dots er uavhengige og identisk fordelte $N(0,1)$ konvergerer i fordeling, og at følgen $\{Y_n\}$ hvor $Y_n = a, n = 1, 2, \dots$ konvergerer i sannsynlighet, men følgen $\{X_n \cdot Y_n\}$ konvergerer ikke i sannsynlighet.

Setning 9. (Scheffé) La $\{X_n\}$ være en følge av stokastiske variable hvor X_n har sannsynlighetstetthet f_n . Hvis $\lim_n f_n(x) = f(x)$ for (nesten) alle x og hvis også f er en sannsynlighetstetthet, så er

$$\lim_n \int_{-\infty}^x f_n(t) dt = \int_{-\infty}^x f(t) dt ,$$

dvs. at $\{X_n\}$ konvergerer i fordeling mot en stokastisk variabel X som har f som sannsynlighetstetthet.

Bevis for denne setningen finnes f.eks. i C.R.Rao: Linear Statistical Inference and Its Applications, s. 104 - 105.

Eksempel 12. La X_1, X_2, \dots være uavhengige og identisk fordelte $N(0,1)$. Da er

$$T_n = \frac{\bar{X}_n \cdot \sqrt{n}}{\sqrt{\frac{Z_n}{n-1}}}$$

Studentfordelt med $n-1$ frihetsgrader. Vi har tidligere (Eksempel 2) vist at

$$\text{plim}_n \frac{Z_n}{n-1} = 1 ,$$

ved Setning 3 får vi at

$$\text{plim}_n \left(\sqrt{\frac{n-1}{Z_n}} - 1 \right) = 0 .$$

$\bar{X}_n \cdot \sqrt{n}$ er $N(0,1)$, og det følger at $\bar{X}_n \sqrt{n}$ konvergerer i fordeling mot en stokastisk variabel X med sannsynlighetsfordeling G (den kumulative normalfordeling $(0,1)$). Ifølge Setning 8 er

$$\text{plim}_n (T_n - \bar{X}_n \sqrt{n}) = \text{plim}_n \left(\frac{n-1}{Z_n} - 1 \right) \cdot \bar{X}_n \sqrt{n} = 0$$

og ved Setning 7 får vi at T_n og $\bar{X}_n \sqrt{n}$ har samme grensefordeling, dvs.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(T_n \leq t) = \lim_{n \rightarrow \infty} F_{T_n}(t) = G(t) .$$

Eksempel 13. (Se E. Sverdrup I, s. 148)

X_1, X_2, \dots er uavhengige og identisk fordelte stokastiske variable med sannsynlighetstetthet f og sannsynlighetsfordeling F . La μ være medianen i fordelingen, og Y_n medianen for (X_1, \dots, X_n) . Vi skal vise at

$(Y_n - \mu) \sqrt{n+2} f(\mu)$
har grensefordeling $N(0,1)$.

Vi lar $n = 2m + 1$, og finner at $Z_n = F(Y_n)$ har sannsynlighetstetthet

$$\frac{(2m+1)!}{m! m!} [z(1-z)]^m ; \quad 0 < z < 1$$

Siden $EZ_n = \frac{1}{2}$ og $\text{var } Z_n = \frac{1}{4(n+2)}$ gir Tsjebysjeff's ulikhet

$$\text{plim}_n Z_n = \frac{1}{2}$$

En enkel transformasjon av stokastisk variabel medfører at

$W_n = (Z_n - \frac{1}{2}) \sqrt{n+2}$ har sannsynlighetstetthet

$$k_n(w) = \frac{(2m+1)!}{m! m!} \frac{1}{2\sqrt{2m+3}} \frac{1}{4^m} \left(1 - \frac{w^2}{2m+3}\right)^m, \quad |w| < \sqrt{2m+3}$$

Ved bruk av Stirling's formel får en

$$\lim_{n \rightarrow \infty} k_n(w) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{w^2}{2}} ; \quad -\infty < w < +\infty$$

W_n har altså grense-fordeling $N(0,1)$ (Setning 9)

Nå er

$$Y_n = F^{-1}(Z_n) = F^{-1}\left(\frac{1}{2}\right) + (Z_n - \frac{1}{2}) \cdot \frac{d}{dz} F^{-1}(z) \Big|_{z = Z_n^*}$$

hvor $Z_n^* = \frac{1}{2} + \theta_{Z_n} (Z_n - \frac{1}{2})$ og $|\theta_{Z_n}| \leq 1$

Siden $|Z_n^{**} - \frac{1}{2}| \leq |Z_n - \frac{1}{2}|$, får vi

$$P(|Z_n^{**} - \frac{1}{2}| < \epsilon) \geq P(|Z_n - \frac{1}{2}| < \epsilon) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1,$$

dvs. $\text{plim}_n Z_n^{**} = \frac{1}{2}$. Videre er

$$F^{-1}(\frac{1}{2}) = \mu \quad \text{og} \quad \frac{d}{dz} F^{-1}(z) = \frac{1}{f(F^{-1}(z))} \quad \text{og dermed}$$

$$Y_n = \mu + \frac{Z_n - \frac{1}{2}}{f(F^{-1}(Z_n^{**}))}. \quad \text{Vi ser på}$$

$$(Y_n - \mu) 2\sqrt{n+2} f(\mu) - W_n = W_n \cdot \left[\frac{f(\mu)}{f(F^{-1}(Z_n^{**}))} - 1 \right].$$

$$\text{Siden} \quad \text{plim}_n \frac{f(\mu)}{f(F^{-1}(Z_n^{**}))} = \frac{f(\mu)}{f(F^{-1}(\frac{1}{2}))} = 1 \quad \text{og}$$

W_n har en grensefordeling følger av Setning 8 at

$$\text{plim}_n \left[(Y_n - \mu) 2\sqrt{n+2} f(\mu) - W_n \right] = 0$$

og dermed av Setning 7 at $(Y_n - \mu) 2\sqrt{n+2} f(\mu)$ har samme grensefordeling som W_n , nemlig $N(0,1)$.

Appendiks A.

La $\{a_n\}$ være en følge av reelle tall. Det er kjent at følgen konvergerer mot a ($|a| < \infty$) hvis det til enhver $\epsilon > 0$ finnes et tall N_ϵ slik at

$$n \geq N_\epsilon \quad \text{impliserer} \quad |a_n - a| < \epsilon, \quad \text{og vi skriver} \quad \lim_n a_n = a.$$

Men $\lim_n a_n$ eksisterer ikke for alle tallfølger. Det er derfor hensiktsmessig å innføre to nye grensebegrep, $\lim_n \sup a_n$ og $\lim_n \inf a_n$, som ifølge definisjonen nedenfor alltid vil eksistere.

Definisjon $\lim_n \sup a_n = A$ hvis fra et visst N_ϵ av

1) alle a_n er $< A + \epsilon$, og

2) uendelig mange a_n er $> A - \epsilon$.

Hvis 1) ikke er oppfylt settes $\lim_n \sup a_n = +\infty$.

Hvis 1), men ikke 2) er oppfylt settes $\lim_n \sup a_n = -\infty$.

$$\lim_n \inf a_n = - \lim_n \sup (-a_n).$$

Det er lett å se at hvis $\lim_n \inf a_n = B, |B| < \infty$, vil fra et visst N_ϵ av

3) alle a_n være $> B - \epsilon$, og

4) uendelig mange a_n være $< B + \epsilon$.

Forholdet mellom \lim_n , $\lim_n \sup$ og $\lim_n \inf$ er gitt ved

Setning 1. $\{a_n\}$ konvergerer hvis og bare hvis $\lim_n \sup a_n$ og $\lim_n \inf a_n$ er like og endelige.

I dette tilfelle er

$$\lim_n a_n = \lim_n \sup a_n = \lim_n \inf a_n.$$

Bevis. Anta at $\lim_n a_n = a$. Da vil, bare n er stor nok,

$$a + \epsilon < a_n < a - \epsilon.$$

Men ifølge definisjonen av $\lim_n \sup$ og $\lim_n \inf$ må

$$\lim_n \sup a_n = a = \lim_n \inf a_n.$$

Anta så at $\lim_n \sup a_n = \lim_n \inf a_n = a$ og $|a| < \infty$. Ifølge definisjonen av $\lim_n \sup$ vil, bare n er stor nok,

1) alle $a_n < a + \epsilon$

og ifølge definisjonen av $\lim_n \inf$ vil, bare n er stor nok,

3) alle $a_n > a - \epsilon$,

det vil si at fra et visst N_ϵ av er

$$a - \epsilon < a_n < a + \epsilon$$

altså $\lim_n a_n = a$.

q.e.d.

Setning 2.

(i) $\liminf a_n \leq \limsup a_n$

(ii) $\liminf a_n + \liminf b_n \leq \liminf (a_n + b_n) \leq \liminf a_n + \limsup b_n$
 $\limsup b_n \leq \limsup (a_n + b_n) \leq \limsup a_n + \limsup b_n$

(iii) Hvis $a_n \leq b_n$, $n=1,2,\dots$, så er

$\liminf a_n \leq \liminf b_n$ og $\limsup a_n \leq \limsup b_n$

Bevis. (i) Sett $B = \liminf a_n$ og $A = \limsup a_n$.

Anta at $A < B$.

Bare n er stor nok er

alle $a_n < A + \epsilon$ og

alle $a_n > B - \epsilon$,

men dette er umulig hvis f.eks. $\epsilon = \frac{B-A}{3} > 0$. (Tegn figur!) Altså må $A \geq B$.

(ii) Vi beviser den første ulikheten, beviset for de andre går på samme måte.

Sett $A = \liminf a_n$, $B = \liminf b_n$ og $C = \liminf (a_n + b_n)$. Anta at $A + B > C$. Vi kan velge $\epsilon = \frac{(A+B)-C}{4}$, og vet at bare n er stor nok er

alle $a_n > A - \epsilon$ og

alle $b_n > B - \epsilon$,

det vil si at

alle $a_n + b_n > A + B - 2\epsilon$. Samtidig skal uendelig mange $a_n + b_n < C - \epsilon$, men dette er umulig (tegn figur!). Altså må $A+B \leq C$.

(iii) Sett $\liminf a_n = A$ og $\liminf b_n = B$. Anta at $A > B$ og velg $\epsilon = \frac{A-B}{3}$. Vi vet at bare n er stor nok er

alle $b_n < B + \epsilon$ og

uendelig mange $a_n > A - \epsilon$, men dette er umulig siden $a_n \leq b_n$ for alle n . Altså må $A \leq B$. Den andre ulikheten bevises på tilsvarende måte. q.e.d.

Appendiks B.

Vi skal her vise

Setning En sannsynlighetsfordeling F har høyst et tellbart antall diskontinuitetspunkt.

Bevis. La

$$D_n = \{ x | F(x) - F(x-) \geq \frac{1}{n} \}, n = 1, 2, \dots,$$

dvs. at D_n er mengden av alle diskontinuitetspunkt som har sprang $\geq \frac{1}{n}$. Det er klart at antall elementer i D_n høyst er lik n , siden $F(+\infty) - F(-\infty) = 1$.

Videre er

$$D = \bigcup_{n=1}^{\infty} D_n$$

mengden av alle diskontinuitetspunkt for F , som altså høyst har et tellbart antall elementer. q.e.d.

GUF/elr

Aug.1968.