

Gebruik van ROC - analyses om goeie siftingstoetse, gebaseer op kontinue veranderlikes, te bepaal.

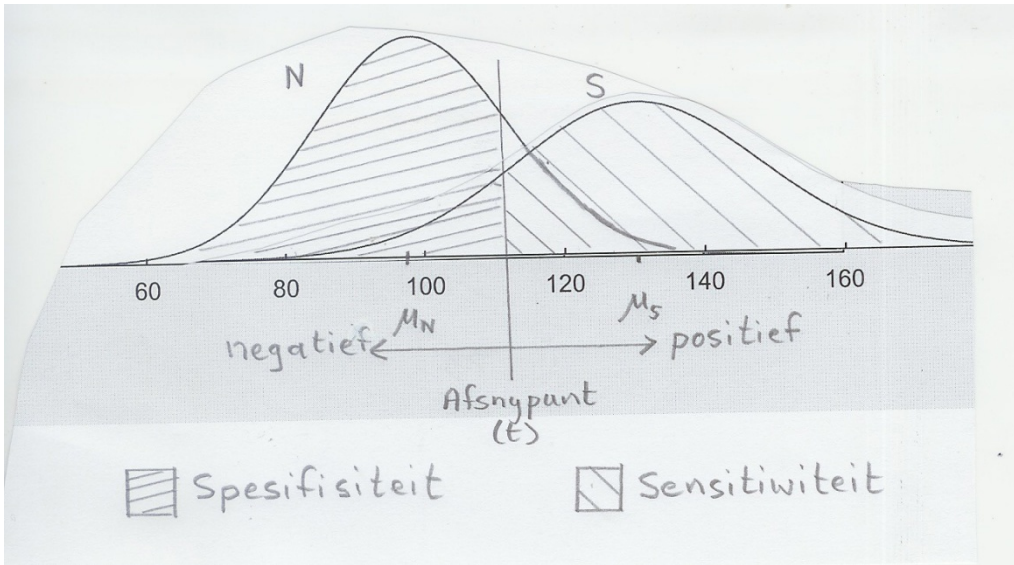
H. S. Steyn

Statistiese Konsultasiediens

1. Sensitiwiteit, Spesifisiteit en Voorspellingswaarde (Kline, 2004a)

Gestel 'n sekere siektetoestand of abnormaliteit word bestudeer en persone word gekategoriseer as positief as hulle die siekte of abnormaliteit het en negatief andersins. Ander voorbeelde is 'n kliniese sielkundige wat persone kan indeel as depressief of normaal, 'n bank wat 'n kliënt as 'n risiko-geval of nie klassifiseer by die oorweging van 'n aansoek om 'n lening. Hierdie indelings word dalk volgens bestaande "goue standaard" diagnostiese toetse gedoen wat relatief duur en tydsaam mag wees. As daar 'n metode, ook 'n siftingstoets genoem, wat makliker en goedkoper is om die siekte/abnormaliteit/risiko te identifiseer, sou dit belangrik wees om te weet hoe betroubaar dit is as voorspeller vir die siekte/abnormaliteit/risiko. In verdere bespreking sal ons na die populasies van siekes (S) en nie-siekes (N) verwys om persone met of sonder die siekte, abnormaliteit of risiko aan te dui. Tipies is die metings wat hierdie siftingstoets oplewer kontinuu (kan varieer oor 'n sekere interval) en word 'n drumpelwaarde of afsnypunt baiekeer gebruik: bv. waardes bokant die afsnypunt dui op die siekte, en daaronder die afwesigheid daarvan. Figuur 1 gee 'n voorstelling van die verdelings van die populasies S en N se siftingstoets-metings.

Figuur 1:



Indien persone geklassifiseer word volgens die werklike status (volgens goue standaard) sowel die siftingstoets, lewer dit die volgende 2x2 – frekwensietabel op:

Siftingstoets	Werklike status		Totaal
	Siekies (S)	Nie-siek (N)	
+	A (ware pos.)	B (vals pos.)	A + B (toets +)
-	C (vals neg.)	D (ware neg.)	C + D (toets -)
Totaal	A + C (siekies)	B + D (nie-siekies)	N=A+B+C+D

In die tabel is daar A persone wat siek is en positief reageer op die siftingstoets. As proporsie van al die siekies ($A + C$), gee dit die sensitiwiteit, d.i.

$$\text{Sensitiwiteit} = \frac{A}{A + C}, \quad (1)$$

die proporsie korrek-geklassifiseerde positiewes (hier siek mense met toets positief).

So is D die korrek-geklassifiseerde persone wat nie siek is nie en is die proporsie daarvan t.o.v. nie-siekies die spesifisiteit, d.i.

$$\text{Spesifisiteit} = \frac{D}{B + D}, \quad (2)$$

die proporsie korrek-geklassifiseerde negatiewes (hier nie-siektes met toets negatief).

'n Goeie siftingstoets behoort dan 'n hoë sensitiviteit sowel as 'n hoë spesifisiteit te besit, omdat die teendeel baie nadelig kan wees. Dit wil sê om persone met die siekte as nie-siek te klassifiseer ('n getal van C persone) is nadelig asook om persone wat nie siek is, as siek te klassifiseer ('n getal van B persone).

In die populasies (soos aangedui in Figuur 1) gee die oppervlakte regs van die afsnypunt onder die S -verdeling (hier die siektes), die sensitiviteit en die oppervlakte links van afsnypunt onder die N -verdeling, die spesifisiteit. Die ideaal sou wees om die twee verdelings volkome te skei met 'n afsnypunt sodat beide die sensitiviteit en spesifisiteit 1 is.

'n $(1-\alpha)100\%$ *vertrouensinterval (VI) vir die sensitiviteit* word gegee deur:

$$\text{Sens} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\text{sens}(1-\text{sens})/(A+C)},$$

terwyl dié vir *spesifisiteit* is:

$$\text{Spes} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\text{spes}(1-\text{spes})/(B+D)},$$

waar *Sens* en *Spes* die sensitiviteit en spesifisiteit is volgens (1) en (2), $z_{\alpha/2}$ is die $(1-\alpha/2)^{\text{de}}$ persentiel van 'n standaardnormaalverdeling.

2. Die ROC-kromme (Krzanowski & Hand, 2009)

Beskou eers die populasies S en N . Vir elke afsnypunt t , sal 'n 2×2 – tabel van waarskynlikhede as volg opgestel kan word:

Siftingstoets	Populasies		Totaal
	S	N	
+	$P(X > t S)$	$P(X > t N)$	1

-

$$P(X \leq t | S)$$

$$P(X \leq t | N)$$

1

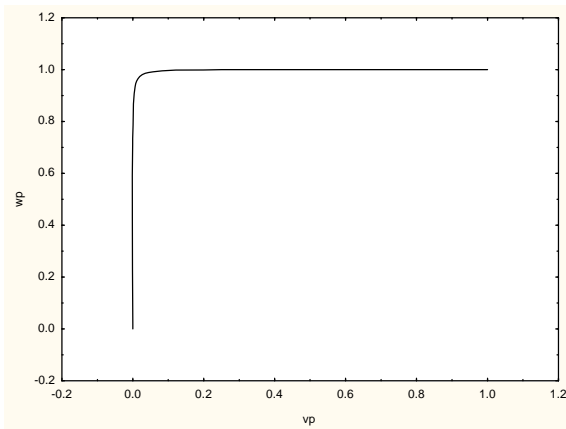
(hier is X die siftingstoets).

Die waardes van $P(X > t | S)$, d.i. die sensitiviteit of ware positiewe proporsie (wp) teenoor $P(X > t | N)$, d.i. 1 – spesifisiteit of die valse positiewe proporsie (vp) gestip op 'n grafiek vir 'n reeks waardes van die afsnypunt t , lewer die ontvanger-bewerkingskarakteristieke ("receiver-operating characteristic") kromme, in kort die ROC-kromme.

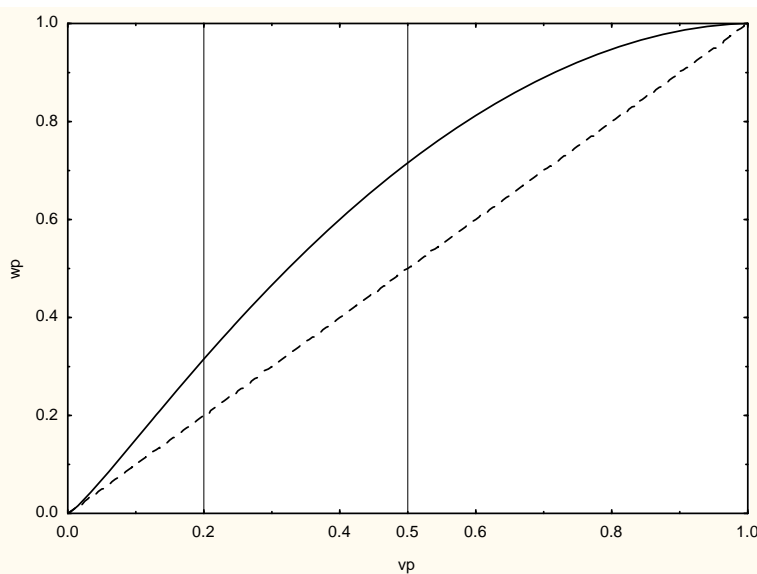
In Figuur 2 word verskillende ROC-krommes gegee.

Figuur 2:

(a)



(b)



Figuur 2(a) is verkry as die populasies in Figuur 1 beide normaal is en vir populasie S geld dat die gemiddelde en standaardafwyking $\mu_S = 4, \sigma_S = 1$, terwyl vir populasie N $\mu_N = 0$ en $\sigma_N = 1$. Hier is die populasies vir alle praktiese doeleindes volkome onderskeibaar deurdat digtheidsfunksie van populasie S amper geheel en al regs van dié van N lê. Hierdie ROC-kromme is naby die beste moontlike kromme en die optimum afsnypunt kan maklik tussen die twee verdelings gekies word. Die ander uiterste word gegee in Figuur 2(b) as die diagonaallyn (stippellyn) waar die twee verdelings beide $N(0;1)$ geneem word – dus glad nie onderskeibaar is nie.

Hier kan lede van elke populasie ewekansig ingedeel word as positief of negatief.

Figuur 2(b) gee ook 'n ROC-kromme wat in 'n situasie soos in Figuur 1 verkry word (vollyn) en daaruit op 'n geskikte optimum afsnypunt besluit kan word.

3. Eienskappe van die ROC-kromme

1. Dis monotoon-stygend tussen $x = 0, y = 0$ en $x = 1, y = 1$, waar x die 1-spesifisiteit-waardes (vp) en y die sensitiviteit waardes (wp) vir 'n reeks afsnypunte is.
2. Dit bly onveranderd as die siftingstoets se waardes enige monotoon-stygende transformasie (bv. log-transformasie) ondergaan.
3. Die helling van ROC-kromme by afsnypunt t is $f_S(t)/f_N(t)$, waar $f_S(t)$ en $f_N(t)$ die digtheidsfunksies van populasies S en N se verdelings in die punt t is.

4. Oppervlakte onder die ROC-kromme (AUC)

As ons na Figuur 2 kyk, is dit duidelik dat die oppervlakte onder die ROC-krommes in (a) amper 1 is, by (b) tussen 0,5 en 1, in die geval van vollyn, en presies 0,5 by die stippellyn. Hierdie oppervlakte ("area under the curve") word deur AUC aangedui en is 'n maatstaf om die onderskeibaarheid van die verdelings S en N aan te dui. Hoe groter AUC, hoe meer onderskeibaar. Vir AUC die waarde 0,5 is daar geen onderskeibaarheid tussen S en N nie.

AUC kan ook as volg geïnterpreteer word:

Gestel 'n individu word ewekansig uit elk van die populasies S en N gekies en hulle siftingstellings is X_S en X_N , dan geld dat

$$\text{AUC} = P(X_S > X_N) , \quad (3)$$

wat beteken dat AUC die waarskynlikheid is dat X_S groter is as X_N . In terme van Figuur 2 is hierdie waarskynlikheid naby 1 as die twee populasies grootliks onderskeibaar is (Figuur 2(a)), terwyl die waarskynlikheid 0,5 as die twee populasieverdelings geheel en al oorvleuel (Figuur 2(b)).

Enkele punte en gedeeltelike oppervlaktes

As 'n spesifieke vals positiewe koers ($vp = x_0$) van belang is, kan die ROC-kromme gebruik word om die ooreenstemmende ware positiewe koers (wp) daarvan te bepaal deur wp af te lees by $y(x_0)$. 'n Voorbeeld is om $x_0 = 0.05$ te neem, d.i. die spesifisiteit van 0.95 en dan ons af te vra wat die ooreenstemmende sensitiwiteit is. Met ander woorde ons wil bepaal wat die ware positiewe koers sal wees as die normale (nie-siek) populasie volgens die siftingstoets grootliks korrek as negatief klassifiseer word.

Soms is ons slegs geïnteresseerd om wp te beskou wanneer vp -waardes net in 'n sekere interval (f_1, f_2) lê. 'n Opsommende indeks sou dan die gedeeltelike of parsiële oppervlakte (PAUC) onder die ROC-kromme tussen $vp = f_1$ en $vp = f_2$ wees. Afhangende van f_1 en f_2 se waardes, kan PAUC enige minimum- of maksimumwaardes tussen 0 en 1 aanneem, sodat dit moeilik is om PAUC te beoordeel.

In Figuur 2(b) is dit duidelik dat die maksimumwaarde van PAUC die oppervlakte is van die reghoek met basis die interval $(f_1, f_2) = (0,2; 0,5)$ en hoogte 1, d.w.s. $(f_2 - f_1) = 0,3$. Die minimum-oppervlakte is die oppervlakte van die trapesium onder die diagonaallyn (d.i. die ROC-kromme van geen onderskeibaarheid tussen populasies S en N nie) tussen f_1 en f_2 , wat $\frac{1}{2}(f_2 - f_1)(f_1 + f_2)$ is, in Figuur 2(b) $0,3 \times 0,7 / 2 = 0,105$. Die volgende gee 'n indeks tussen 0 en 1 waarvolgens PAUC beoordeel kan word:

$$I_{\text{PAUC}} = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{\text{PAUC}(f_1, f_2) - (f_2 - f_1)(f_1 + f_2)/2}{(f_2 - f_1)(1 - (f_1 + f_2)/2)} \right] \quad (4)$$

(kyk paragraaf 2.4.2, Krzanowaski & Hand, 2009).

Indien die ROC-kromme se vergelyking $y(x)$ bekend is, word PAUC gegee deur:

$$\text{PAUC} = \int_{f_1}^{f_2} y(x) dx, \quad (5)$$

die integraal van die funksie $y(x)$ tussen f_1 en f_2 .

5. Die twee-normaalmodel

Indien die populasies S en N elkeen 'n normaalverdeling besit, kan die ROC-kromme as volg bepaal word:

Neem 1-spesifisiteit by afsnypunt t as $x(t) = P(X > t | N)$ en die sensitiviteit by t as $y(t) = P(X > t | S)$. Gestel S is $N(\mu_S, \sigma_S^2)$ -verdeel en N is $N(\mu_N, \sigma_N^2)$, dan is

$$x(t) = P\left(Z \leq \frac{\mu_N - t}{\sigma_N}\right) = \Phi\left(\frac{\mu_N - t}{\sigma_N}\right),$$

waar Z standaardnormaal verdeel en $\Phi(\cdot)$ sy verdelingsfunksie is. Neem z_x as die waarde van Z waar die verdelingsfunksie die waarde $x(t)$ besit, dan

$$z_x = \Phi^{-1}(x(t)) = \frac{\mu_N - t}{\sigma_N},$$

waaruit volg dat

$$t = \mu_N - \sigma_N z_x. \quad (6)$$

Ook is

$$y(t) = \Phi\left(\frac{\mu_S - t}{\sigma_S}\right),$$

sodat uit (6) volg:

$$y(t) = \Phi\left(\frac{\mu_S - \mu_N + \sigma_N z_x}{\sigma_S}\right) = \Phi(a + b z_x), \quad (7)$$

waar

$$a = \frac{\mu_S - \mu_N}{\sigma_S} \text{ en } b = \frac{\sigma_N}{\sigma_S}. \quad (8)$$

Let op dat $a > 0$ ($\mu_S > \mu_N$) en $b > 0$.

$$\begin{aligned} \text{Verder AUC} &= P(X_S > X_N) \\ &= P(X_S - X_N > 0) \\ &= P\left(Z > \frac{\mu_S - \mu_N}{\sqrt{\sigma_S^2 + \sigma_N^2}}\right) \\ &= 1 - \Phi\left(\frac{-\mu_S + \mu_N}{\sqrt{\sigma_S^2 + \sigma_N^2}}\right) \\ &= \Phi\left(\frac{\mu_S - \mu_N}{\sqrt{\sigma_S^2 + \sigma_N^2}}\right) \\ &= \Phi\left(\frac{a}{\sqrt{1+b^2}}\right). \end{aligned} \quad (9)$$

6. Beraming van ROC-krommes

6.1 Die empiriese beramer:

Die ware-positiewe koers vir afsnypunt t is

$$wp = P(X > t | S),$$

terwyl die vals-positiewe koers gegee word deur

$$vp = P(X > t | N).$$

Die voor die handliggende beramers vir hierdie koerse op grond van ewekansige steekproewe uit populasies S en N is:

$$\hat{w}p = \frac{n_{S(t)}}{n_S} \quad (10)$$

en

$$\hat{v}p = \frac{n_{N(t)}}{n_N}, \quad (11)$$

waar $n_{A(t)}$ die getal individue uit populasie A is waarvan die siftingstoets se waarde groter is as t , terwyl n_S en n_N die steekproefgroottes is.

Deur t nou te varieer vanaf die grootste waarde van X binne die twee steekproewe tot by die kleinste waarde, kan $\hat{w}p$ en $\hat{v}p$ telkens bereken word. Die stipping van die verskillende punte $\left(\hat{v}p, \hat{w}p\right)$ so verkry, lewer 'n empiriese ROC-kromme op.

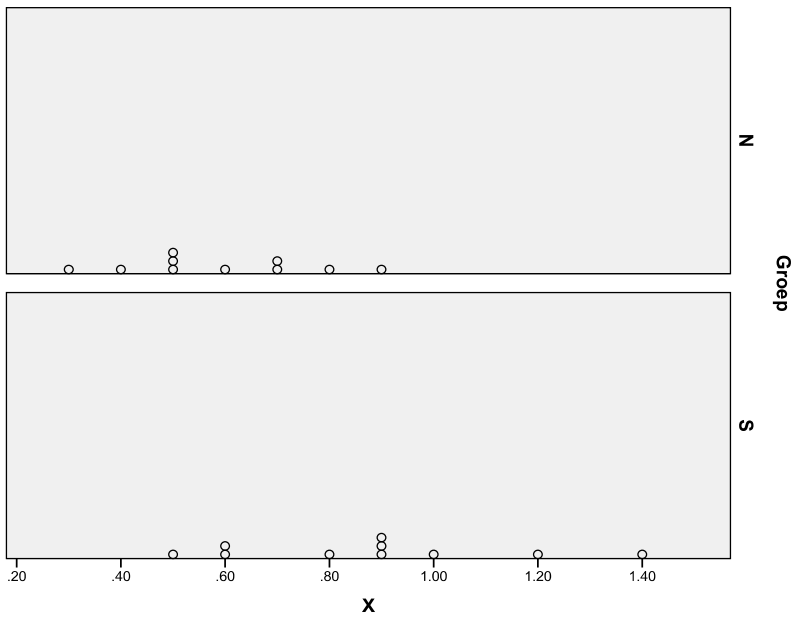
Voorbeeld 1: Krzanowski & Hand (2009) gee die volgende voorbeeld op p.42:

Gestel daar word steekproewe van 10 elk uit populasies N en S getrek met die gerangskikte waardes van die siftingstoets as:

N : 0,3 0,4 0,5 0,5 0,5 0,6 0,7 0,7 0,8 0,9

S : 0,5 0,6 0,6 0,8 0,9 0,9 0,9 1,0 1,2 1,4

Hierdie data lyk as volg op 'n punte-stipping:

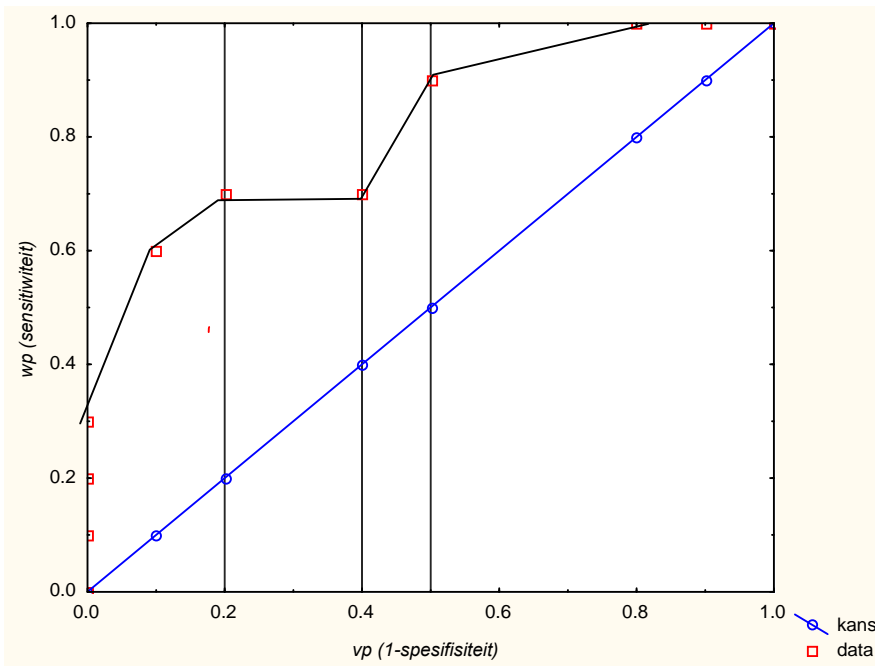


Tabel 1 gee nou die waardes van \hat{vp} en \hat{wp} vir 'n reeks afsnypunte t :

Tabel 1: Koördinate van empiriese ROC-kromme

t	\hat{vp}	\hat{wp}
$\geq 1,4$	0,0	0,0
1,2	0,0	0,1
1,0	0,0	0,2
0,9	0,0	0,3
0,8	0,1	0,6
0,7	0,2	0,7
0,6	0,4	0,7
0,5	0,5	0,9
0,4	0,8	1,0
0,3	0,9	1,0
$< 0,3$	1,0	1,0

Figuur 3: Empiriese ROC-kromme



6.2 Beraming van twee-normaalmodel:

Omdat in hierdie model aanvaar word dat die populasies S en N beide normaal verdeeld is, kan die waardes van a en b in (8) deur middel van die metode van maksimumaanneemlikheid beraam word. Die metode van Metz et al. (1998) kan hier gebruik word, met behulp van die MS Windows program ROCKIT (wat gratis afgelaai kan word by <http://labs.fhcr.org/pepe/dabs/software.html>).

Om seker te maak dat aan die normaliteitsaannames voldoen word, kan elk van die steekproewe se siftingstoetswaardes met 'n Box-Cox-transformasie getransformeer word. Dit beteken dat 'n magstransformasie as volg gedoen word:

$$Y(X) = \begin{cases} \frac{X^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \log(X), & \lambda = 0 \end{cases},$$

waar λ só gekies word dat Y -normaal verdeel is. Statistica (Statsoft Inc., 2009) kan gebruik word om dit te doen. Let op dat hierdie klas van transformasies monotoonstygend is, wat meebring dat die ROC-kromme onveranderd bly. In gevalle waar die

steekproewe dui op meer-modale verdelings, sal die Box-Cox-transformasies nie gebruik kan word nie. Dis verder ook belangrik dat dieselfde transformasie op beide steekproewe toegepas word, sodat indien benodigde transformasies grootliks verskil by die twee steekproewe, dit liefs nie toegepas behoort te word nie en die twee-normaalmodel gevolglik met omsigtigheid bejeën moet word.

6.3 Nie-parametriese beraming van ROC:

Indien geen aanname oor die verdelings van populasies S en N se siftingstoets X gemaak word nie, is dit moontlik om die digtheidsfunksies f_S en f_N met kernberamers te verkry en sodoende $P(X > t | S)$ en $P(X > t | N)$ met gladde funksies te beraam.

Krzanowski & Hand (2009) beskryf hierdie metode in hulle paragraaf 3.3.3 en gee 'n voorbeeld van so 'n ROC-kromme wat met behulp van die LABROC-program gestip kan word.

7. Vertrouensintervalle vir ROC-krommes

7.1 Empiriese metode:

Die empiriese ROC-kromme is 'n stipping van die punte (\hat{vp}, \hat{wp}) by elke afsnypunt t . Die

vraag is nou hoe akkuraat is die beramers \hat{vp} en \hat{wp} om die werklike proporsies vals-positiewes en ware positiewes te beraam. Vertrouensintervalle (VI's) vir vp en wp kan lig hierop werp, en daar is 3 moontlikhede:

- (a) 'n VI vir wp vir gegewe vp ('n vertikale interval rondom \hat{wp} by 'n gegewe punt op die horisontale as van die ROC-grafiek).
- (b) 'n VI vir vp vir gegewe wp ('n horisontale interval rondom \hat{vp} by 'n gegewe waarde op die vertikale as).
- (c) 'n VI vir (vp, wp) vir gegewe afsnypunt t . Omdat \hat{vp} en \hat{wp} vir gegewe t onafhanklik van mekaar is en elk 'n proporsie is, kan vir elkeen van vp en

w_p afsonderlik 'n binomiaal VI bepaal word (horisontale en vertikale intervale rondom (\hat{v}_p, \hat{w}_p)). 'n Gesamentlike $(1 - \alpha) 100\%$ vertrouensgebied vir die paar (v_p, w_p) volg uit die onafhanklikheid van \hat{v}_p en \hat{w}_p en word gegee deur die reghoek met as middelpunt (\hat{v}_p, \hat{w}_p) en sye gevorm deur $(1 - \tilde{\alpha}) 100\%$ VI's, waar $\tilde{\alpha} = 1 - \sqrt{1 - \alpha}$.

Die $100(1 - \alpha)\%$ vertrouensintervalle in geval (c) is vir elke gegewe t :

$$\text{Vir } w_p: \quad \hat{w}_p \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{w}_p(1 - \hat{w}_p)}{n_S}} \quad . \quad (12)$$

$$\text{Vir } v_p: \quad \hat{v}_p \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{v}_p(1 - \hat{v}_p)}{n_N}} \quad . \quad (13)$$

Vir (v_p, w_p) : reghoek met (\hat{v}_p, \hat{w}_p) as middelpunt en sy lengtes gegee deur (12) en (13), maar waar $\tilde{\alpha}$ in plaas van α gebruik word.

Die gevalle (a) en (b) se VI's hang ook van die digtheidsfunksies van populasie S en N af en kan m.b.v. kernberaming bepaal word (kyk Krzanowski & Hand, 2009: paragraaf 3.4.1).

7.2 Twee-normaalmetode:

Tesame met die maksimumaanneemlikheidsberamers \hat{a} en \hat{b} vir a en b in (8) word ook $Var(\hat{a})$, $Var(\hat{b})$ en $Kov(\hat{a}, \hat{b})$ verkry deur bv. die ROCKIT-program te gebruik.

Omdat die variansie van $\hat{a} + \hat{b} z_x$ gegee word deur

$$V = \text{Var}(\hat{a}) + z_x^2 \text{Var}(\hat{b}) + 2z_x \text{Kov}(\hat{a}, \hat{b}), \quad (14)$$

volg dat die $(1 - \alpha)$ 100% VI vir $a + bz_x$ gegee word deur:

$$(O, B) = \hat{a} + \hat{b}z_x \pm z_{\alpha/2} \sqrt{V}, \quad (15)$$

sodat die VI vir wp vir gegewe $vp = x$:

$$[\Phi(B), \Phi(O)] \quad . \quad (16)$$

Opmerking:

ROCKIT gee die standaardfoute van \hat{a} en \hat{b} , nl. $sf(\hat{a})$ en $sf(\hat{b})$ asook die korrelasie tussen \hat{a} en \hat{b} , $r(\hat{a}, \hat{b})$ sodat hieruit

$$V = [sf(\hat{a})]^2 + [z_x sf(\hat{b})]^2 + 2z_x sf(\hat{a}) sf(\hat{b}) r(\hat{a}, \hat{b}). \quad (17)$$

7.3 Nie-parametriese metodes:

Hierdie metode gebruik soos by die nie-parametriese beraming van die ROC-kromme, kernberamers van f_S en f_N en word deur Krzanowski & Hand (2009) in paragraaf 3.4.3 beskryf.

8. Beraming van AUC

8.1 Empiriese metode:

Omdat AUC die oppervlakte onder ROC-kromme is, sou dit maklik volgens die trapesium-reël bereken kon word, wat behels dat die som van die trapesiums wat gevorm word indien vanuit elke punt op die empiriese kromme (kyk bv. Figuur 3) 'n lyn ewewydig aan die vertikale as getrek word tot waar dit die horisontale as sny. Hierdie metode is egter onnodig as ons gebruik maak van (3) waar

$$\text{AUC} = P(X_S > X_N).$$

'n Beramer vir hierdie waarskynlikheid is niks anders as die Mann-Whitney U-statistiek, uitgedruk as 'n proporsie van alle moontlike pare individue uit elk van steekproewe uit populasies S en N , waar die individu uit S se X -telling dié van die individu uit N oorskry.

$$\text{Dus } \hat{AUC} = U / (n_S n_N), \quad (18)$$

waar U die Mann-Whitney- U -statistiek is gebaseer op die twee steekproewe met groottes n_S en n_N uit populasies S en N .

8.2 Twee-normaalmetode:

Volgens (9) word AUC dan beraam as

$$\hat{AUC} = \Phi \left(\frac{\hat{a}}{\sqrt{1 + \hat{b}}} \right). \quad (19)$$

8.3 Nie-parametriese metode:

Hierdie metode, wat van kernberaming gebruik maak, word in paragraaf 3.5.1 van Krzanowski & Hand (2009) beskryf.

8.4 Beraming van parsiele AUC:

'n Parametriese beraming van PAUC kan verkry word deur middel van die twee-normaalmodel, wat uit (5) en (7) gegee word deur:

$$PA\hat{UC} = \int_{f_1}^{f_2} \Phi(\hat{a} + \hat{b}z_x) dx.$$

Die integraal kan met numeriese integrasie bereken word.

Nie-parametries, kan PAUC bepaal word uit die waarskynlikheid

$$P(X_S > X_N, f_1 \leq 1 - F(X_N) \leq f_2),$$

waar F die verdelingsfunksie van X is in populasie S . Dit is soortgelyk aan die metode om 'n Mann-Whitney statistiek te bereken. Kyk in paragraaf 3.5.2 van Krzanowski & Hand, (2009) vir die metode.

'n Maklike metode in die praktyk is om soos in paragraaf 8.1 met behulp van die trapesium-reël die oppervlakte onder die empiriese kromme tussen f_1 en f_2 te bereken.

In Voorbeeld 1 is bv. (kyk Figuur 3):

$$\begin{aligned} \text{PAUC}(0,2; 0,5) &= \text{opp. A} + \text{opp. B} \\ &= (0,2 \times 0,7) + 0,1 \times (0,7 + 0,9) / 2 \\ &= 0,14 + 0,08 = 0,22. \end{aligned}$$

Die indeks

$$\begin{aligned} \hat{I}_{\text{PAUC}} &= \frac{1}{2} \left[1 + \frac{0,22 - 0,3(0,2 + 0,5) / 2}{0,3(1 - (0,2 + 0,5) / 2)} \right] = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{0,22 - 0,105}{0,195} \right] \\ &= 0,795. \end{aligned}$$

9. Vertrouensintervalle vir AUC

9.1 Empiriese metode:

Volgens Krzanowski & Hand (2009) is 'n asimptotiese uitdrukking (d.i. as n_S en n_N groot is) van die variansie van AUC uit die Mann-Whitney-statistiek verkry (in (18)):

$$S^2(\hat{AUC}) = \frac{1}{n_S n_N} [AUC(1 - AUC) + (n_S - 1)(Q_1 - AUC^2) + (n_N - 1)(Q_2 - AUC^2)], \quad (20)$$

met Q_1 die waarskynlikheid dat X_S vir 2 ewekansig gekose individue uit populasie S een individu se X_N uit N oorskry. So is Q_2 die waarskynlikheid van oorskryding van X_S vir een ewekansig gekose individu uit S bo dié van X_N van twee uit N . Deur egter Q_1 verder met $AUC/(2 - AUC)$ en Q_2 met $2AUC^2/(1 + AUC)$ te benader (kyk Krzanowski & Hand 2009: 79) en AUC met \hat{AUC} te vervang in (20), word

$$S^2(\hat{AUC}) = \frac{1}{n_S n_N} \left[\hat{AUC}(1 - \hat{AUC}) + (n_S - 1) \frac{\hat{AUC}^2(1 - \hat{AUC})}{2 - \hat{AUC}} + (n_N - 1) \frac{\hat{AUC}^2(1 - \hat{AUC})}{1 + \hat{AUC}} \right] \quad (21)$$

Die $(1 - \alpha)$ 100% VI vir AUC is dan:

$$1 - \left(1 - \hat{AUC}\right) \text{ eks } \left\{ \pm z_{\alpha/2} S(\hat{AUC}) / \left(1 - \hat{AUC}\right) \right\}. \quad (22)$$

Hierdie VI word met die ROCKIT-program bereken.

9.2 Ander metodes:

Krzanowski & Hand (2009) bespreek 'n metode op plasingwaardes gebaseer en empiriese aanneemlikheid. Meer inligting is in hulle paragraaf 3.5.1 verkrygbaar.

10. Keuse van optimum afsnypunt

Die ROC-kromme gee vir 'n reeks afsnypunte (t) die verloop van proporsie ware positiewes (wp) teenoor proporsie vals positiewes (vp). Die vraag ontstaan egter of daar nie 'n optimumwaarde vir t is nie?

Beskou die Youden indeks:

$$\begin{aligned} YI &= maks(wp - vp) \\ &= maks(wp + wn - 1), \end{aligned}$$

d.i. die maksimum waarde van die som van die sensitiwiteit (wp) en spesifisiteit (wn) minus 1. Hierdie indeks gee soos die AUC 'n opsommende maatstaf van die ROC-

kromme. Die optimum waarde van die afsnypunt t word dan verkry waar die som $wp + wn$ 'n maksimum is.

Opmerkings:

(a) Omdat by gegewe t : $F(t) = P(X_N \leq t) = wn$ en

$$G(t) = P(X_S \leq t) = 1 - wp \quad ,$$

volg dat

$$\begin{aligned} YI &= \text{maks}_t (wp + wn - 1) \\ &= \text{maks}_t (F(t) - G(t)) \quad . \end{aligned}$$

(b) 'n Ander indeks wat ook gebruik kan word, is maksimum vertikale afstand (MVA):

$$\begin{aligned} \text{MVA} &= \text{maks}_t |P(X > t | S) - P(X > t | N)| \\ &= \text{maks}_t |1 - G(t) - (1 - F(t))| \\ &= \text{maks}_t |F(t) - G(t)| \quad , \end{aligned}$$

wat dieselfde waarde is as YI indien $F(t) \geq G(t)$, vir alle t . MVA is ook die Kolmogorov-Smirnov maatstaf om twee verdelingsfunksies $F(t)$ en $G(t)$ te vergelyk.

(c) $YI > 0$ impliseer dat $F(t) \geq G(t)$ vir elke t , wat beteken dat X_S se verdeling grotendeels regs van die verdeling van X_N lê (kyk bv. Figuur 1). Indien $YI \leq 0$ beteken dit dat die siftingstoets nie beter is as wanneer individue ewekansig as positief en negatief geklassifiseer word nie.

Die optimum t kan dus beraam word waar die beraamde verskil $\hat{F}(t) - \hat{G}(t)$ 'n maksimum is. Daar word vier metodes deur Krzanowski & Hand (2009), paragraaf 9.4 bespreek om die optimum t , aangedui deur t^* , te bepaal:

10.1 Twee-normaalmetode:

Met F en G beide normaal is

$$YI = \text{maks}_t \left[\Phi \left(\frac{t - \mu_N}{\sigma_N} \right) - \Phi \left(\frac{t - \mu_S}{\sigma_S} \right) \right],$$

wat indien die eerste afgeleide na t aan nul gelyk gestel word, dit lewer:

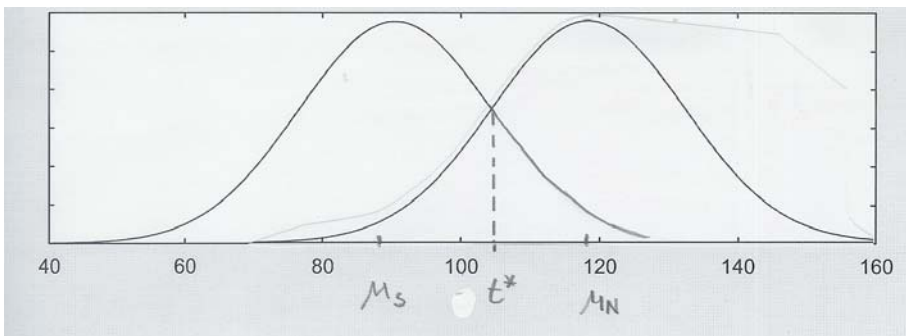
$$t^* = \frac{\mu_S \sigma_N^2 - \mu_N \sigma_S^2 - \sigma_N \sigma_S \sqrt{(\mu_N - \mu_S)^2 + (\sigma_N^2 - \sigma_S^2) \log(\sigma_N^2 / \sigma_S^2)}}{(\sigma_N^2 - \sigma_S^2)} . \quad (23)$$

Indien $\sigma_N^2 = \sigma_S^2 = \sigma^2$, is

$$t^* = 1/2(\mu_N + \mu_S) ,$$

d.i. die optimum afsnypunt lê halfpad tussen die gemiddeldes van die verdelings en waar die normaal-digtheidsfunksies mekaar sny (kyk Figuur 4).

Figuur 4:



Om t^* te beraam met \hat{t}^* , word die beramers $\hat{\mu}_N$, $\hat{\mu}_S$, $\hat{\sigma}_N^2$ en $\hat{\sigma}_S^2$ in (23) vervang.

10.2 Getransformeerde-normaal metode:

Omdat die aanname dat $G(t)$ en $F(t)$ normaal is, soms onrealisties is, kan soos by die beraming van die ROC-kromme, 'n geskikte monotone transformasie (Box-Cox-transformasie) op X uitgevoer word om normaliteit te bewerkstellig. Omdat die ROC-kromme dieselfde bly onder monotone transformasies, bly YI ook onveranderd en kan t^* bepaal word soos in paragraaf 10.1, maar op Y se verdelings, waarna dit terug getransformeer word i.t.v. X .

10.3 Empiriese metode:

F en G kan beraam word met hulle empiriese verdelingsfunksies

$$\hat{F}(t) = n'_{N(t)} / n_N \tag{24}$$

$$\hat{G}(t) = n'_{S(t)} / n_S ,$$

waar $n'_{A(t)}$ die getal individue uit populasie A is waarvan X se waarde kleiner of gelyk is aan t .

Deur nou uit 'n reeks t -waardes dié een te kies waarvoor $\hat{F}(t) - \hat{G}(t)$ 'n maksimum waarde het, word t^* verkry.

10.4 Kernberamermetode:

Hier word $F(t)$ en $G(t)$ bepaal deur van kernberaming van die digtheidfunksies f_s en f_g gebruik te maak (kyk nie-parametriese beraming van ROC-kromme hierbo).

11. Aanpassing van ROC-krommes

Gestel die siftingstoets se resultaat X word deur ander veranderlikes beïnvloed, dan kan dit wees dat indien X aangepas word vir sodanige veranderlikes (ook ko-veranderlikes genoem), dit nie meer 'n goeie voorspeller is nie of selfs verbeter as voorspeller. 'n Voorbeeld is wanneer die middelomtrek van persone as siftingstoets gebruik word vir hipertensie en om dit aan te pas vir ouderdom en geslag. Krzanowski & Hand (2009) gee in paragraaf 5.2 twee metodes om hierdie aanpassing te doen: indirekte- en direkte aanpassing.

11.1 Indirekte aanpassing:

Veronderstel die lineêre verbande

$$X_N = \alpha_N + \beta_{N1}Z_{N1} + \beta_{N2}Z_{N2} + \dots + \beta_{Nk}Z_{Nk} + \varepsilon_N \quad (25)$$

$$X_S = \alpha_S + \beta_{S1}Z_{S1} + \beta_{S2}Z_{S2} + \dots + \beta_{Sm}Z_{Sm} + \varepsilon_S,$$

waar α_N en α_S afsnitkonstantes en $\beta_{N1}, \dots, \beta_{Nk}$ en $\beta_{S1}, \dots, \beta_{Sm}$ regressiekoëffisiënte van die k ko-veranderlikes Z_{N1}, \dots, Z_{Nk} en m ko-veranderlikes Z_{S1}, \dots, Z_{Sm} is en ε_N en ε_S normaal verdeeld is met gemiddeldes 0 en variansies σ_N^2 en σ_S^2 .

Hierdie is weer die twee-normaalmodel met die verskil dat die gemiddeldes van X_N en X_S nou verander vir gegewe waardes van $Z_{N1} = z_{N1}, \dots, Z_{Nk} = z_{Nk}$ en $Z_{S1} = z_{S1}, \dots, Z_{Sm} = z_{Sm}$ na:

$$\mu_n = \alpha_N + \beta_{N1}z_{N1} + \dots + \beta_{Nk}z_{Nk} \quad (26)$$

en

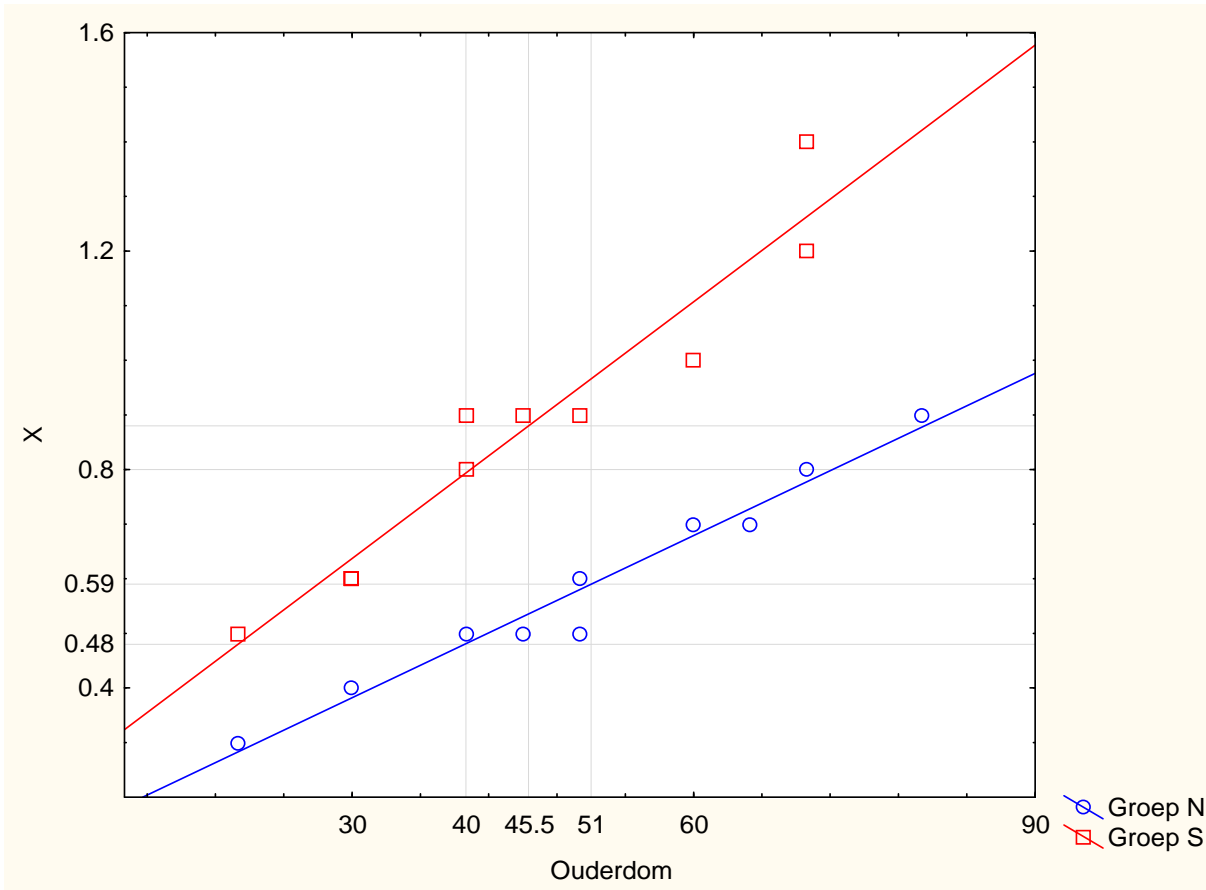
$$\mu_s = \alpha_S + \beta_{S1}z_{S1} + \dots + \beta_{Sm}z_{Sm}.$$

Die ROC-kromme word dus vir 'n gegewe stel Z -waardes verkry uit (7) en (8) hierbo en AUC uit (9). Verder kan 'n optimum afsnypunt t^* uit (23) bepaal word vir elke gegewe stel Z -waardes.

Figuur 5 illustreer die aanpassings op μ_N en μ_S in die geval van een gemeenskaplike ko-veranderlike ouderdom, Z . Vir 'n gegewe waarde $Z = z_0 = 40$, word μ_N deur $\hat{\mu}_N(40)$ beraam as 0.48, wat laer is as $\hat{\mu}_N$, hier 0.59 (afgelees by gemiddeld van $z = 51.0$), die gemiddelde van die steekproef uit populasie N. Die waarde $\hat{\mu}_N(40)$ word verkry uit die lineêre regressievergelyking $x = 0.085 + 0.0099z$ by $z = 40$. Netso word $\hat{\mu}_S(40) = 0.80$ verkry uit die regressievergelyking $x = 0.1669 + 0.0157z$ by $z = 40$, wat laer is as die steekproefgemiddelde $\hat{\mu}_S = 0.88$ (afgelees by gemiddeld van $z = 45.5$). Daar is 'n sterker lineêre verband met ouderdom by populasie S as by populasie N. Dit kan gesien word uit die groter helling $\beta_1 = 0.016$ by S as helling $\beta_2 = 0.010$ by N. Die variansies σ_N^2 en σ_S^2

meet nou die vertikale variasie van punte rondom die regressielyne en is in die algemeen kleiner as die gewone variansies waar geen verband met Z aanvaar is nie. Hier was dit 0.0014 vs 0.034 vir N en 0.0065 vs 0.077 vir S.

Figuur 5:



Beraming van ROC-krommes en AUC geskied vervolgens deur $\alpha_N, \beta_{N1}, \dots, \beta_{Nk}$ en $\alpha_S, \beta_{S1}, \dots, \beta_{Sm}$ met kleinste-kwadrate beramers te vervang. Dit word maklik verkry deur meervoudige lineêre regressies van X_N op Z_{N1}, \dots, Z_{Nk} en X_S op Z_{S1}, \dots, Z_{Sk} te doen m.b.v. enige statistiese rekenaarpakket (soos bv. Statistica of SPSS). Verder word σ_N en σ_S se beraamde waardes gegee as die standaardfoute van beraming van hierdie meervoudige regressies. In die geval van een ko-veranderlike by elk van X_N en X_S gee Faraggi (2003) 'n benaderde $(1 - \alpha)$ 100% vertrouensinterval vir AUC wat vir gegewe Z_N - en Z_S -waardes (aangedui deur z_N en z_S) soos bepaal word:

$$\text{AUC}(z_N, z_S) \pm \left\{ \frac{1}{\hat{M}(z_N, z_S)} + \frac{\left(\text{AUC}(z_N, z_S) \right)^2}{2\hat{f}} \right\} z_{\alpha/2}, \quad (27)$$

waar

$$\hat{M}(z_N, z_S) = \frac{\hat{\sigma}_N^2 + \hat{\sigma}_S^2}{\hat{a}_N^2 \hat{\sigma}_N^2 + \hat{a}_S^2 \hat{\sigma}_S^2} \quad (28)$$

met

$$\hat{a}_N^2 = \frac{1}{n_N} \sum_{i=1}^{n_N} (z_{Ni} - z_N)^2 / [(n_N - 1) S_{Z_N}^2]$$

en

$$\hat{a}_S^2 = \frac{1}{n_S} \sum_{i=1}^{n_S} (z_{Si} - z_S)^2 / [(n_S - 1) S_{Z_S}^2]. \quad (29)$$

Hier is $S_{Z_N}^2$ en $S_{Z_S}^2$ die variansies van die steekproef waardes van Z_N en Z_S .

Verder is

$$\hat{f} = \frac{\hat{\sigma}_N^2 + \hat{\sigma}_S^2}{\hat{\sigma}_N^4 / (n_N - 1) + \hat{\sigma}_S^4 / (n_S - 1)}. \quad (30)$$

In die geval van meer ko-veranderlikes, veralgemeen Faraggi (2003) die VI in (27), terwyl hy ook 'n metode gee om YI en t^* se VI te bepaal m.b.v. parametriese skoelrus ("bootstrap") metodes.

Indien die foutterme ε_N en ε_S in (25) nie as normaalverdeel aanvaar kan word nie, gee Faraggi (2003) aan die hand dat na aanleiding van die residue van die meervoudige regressies, besluit kan word watter Box-Cox-transformasie toegepas moet word op X_N en X_S om ε_N en ε_S nader aan normaal te verkry.

Krzanowski & Hand (2009) gee verdere verwysings van metodes waar nie die normaliteit van ε_N en ε_S aanvaar word nie, asook meer algemene metodes as kleinste-kwadrat om die beraming van μ_N, μ_S, σ_N^2 en σ_S^2 as funksies van meervoudige regressieparameters te doen.

11.2 Direkte aanpassing:

Sonder om besonderhede te gee, word die leser verwys na ROC-GLM-model van die vorm:

$$h(y) = b(x) + \beta_1 Z_1 + \dots + \beta_k Z_k + \varepsilon$$

met h en b onbekende monotone funksies van die sensitiviteit y en spesifisiteit x terwyl Z_1, \dots, Z_k ko-veranderlikes is. Krzanowski & Hand (2009) gee verskeie verwysings wat metodes bespreek waarby die ROC-kromme direk beraam kan word met die insluiting van ko-veranderlikes (kyk hul paragraaf 5.2.2). Verder bespreek hulle ook metodes om AUC direk m.b.v. 'n regressiemodel

$$h(AUC) = \alpha + \beta_1 Z_1 + \dots + \beta_k Z_k + \varepsilon,$$

aan te pas, waar h 'n streng monotone transformasie is om AUC wat oor $(0;1)$ lê, te transformeer om oor $(-\infty; \infty)$ te varieer. 'n Voorbeeld van h is die logistiese funksie

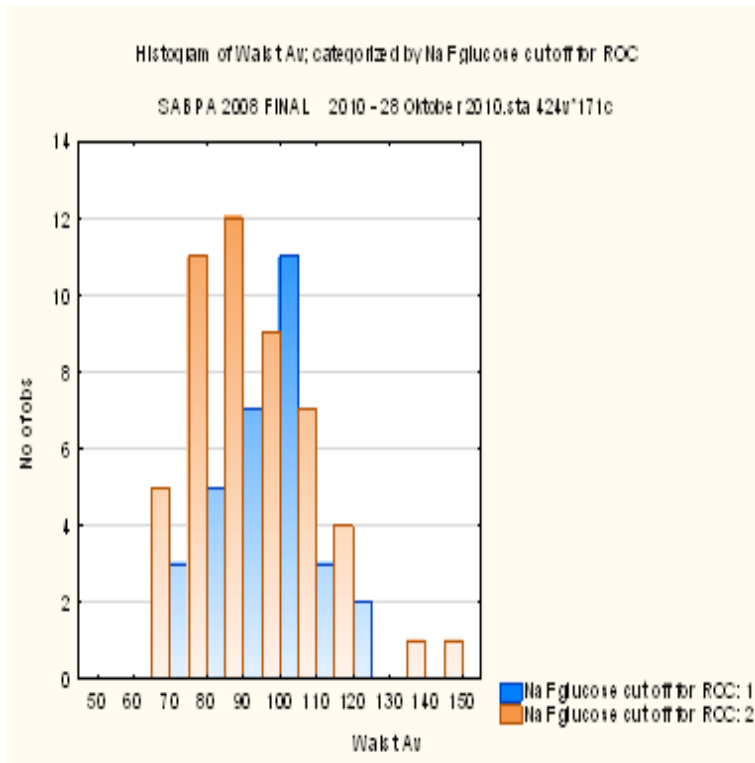
$$h(x) = \log \frac{x}{1-x}.$$

Voorbeeld 2:

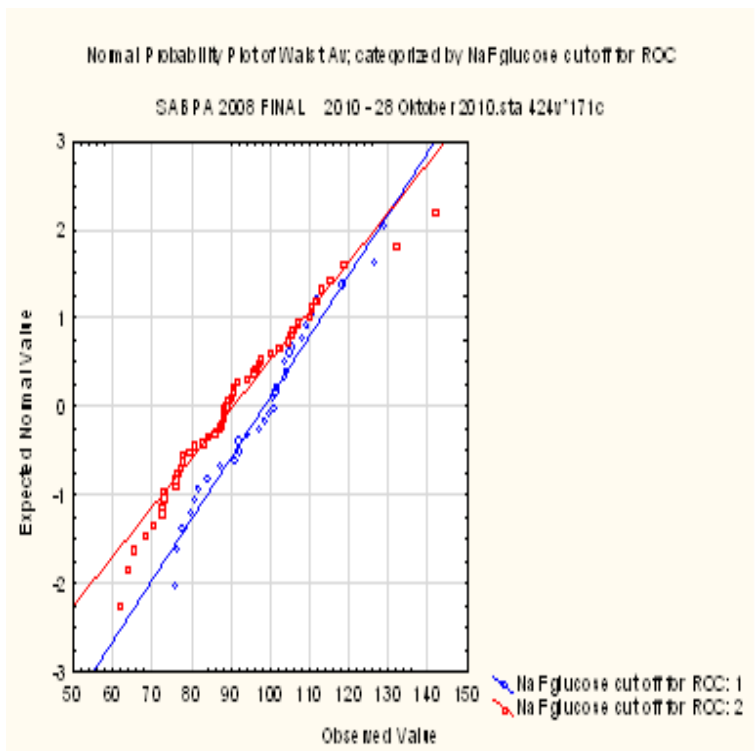
'n Moontlike siftingstoets vir toetsing van bloedsuiker was op 81 swart mansonderwysers in NW Provinsie gedoen deur hulle middelomtrek te meet. Daar was 31 mans wie se Na F-Glukose bokant die afsnypunt van 5.6 mmol/liter gelê het. Hulle is dus positief en is 'n steekproef uit populasie S . Die oorblywende 50 was negatief en kom uit populasie N .

In Figuur 6 is die histogramme van die twee steekproewe (ROC=1 : uit S , ROC=2 : uit N) met intervale met middelpunte 70, 80, ..., 150, terwyl Tabel 2 die beskrywende statistiek van elke steekproef gee. Figuur 7 gee normaalwaarskynlikheidsgrafieke van elke steekproef waaruit afgelei kan word dat die populasies as normaal aanvaar kan word. Figuur 8 bevestig dit deurdat die beste Box-Cox-transformasie nie 'n verbetering in normaliteit bewerkstellig nie.

Figur 6:



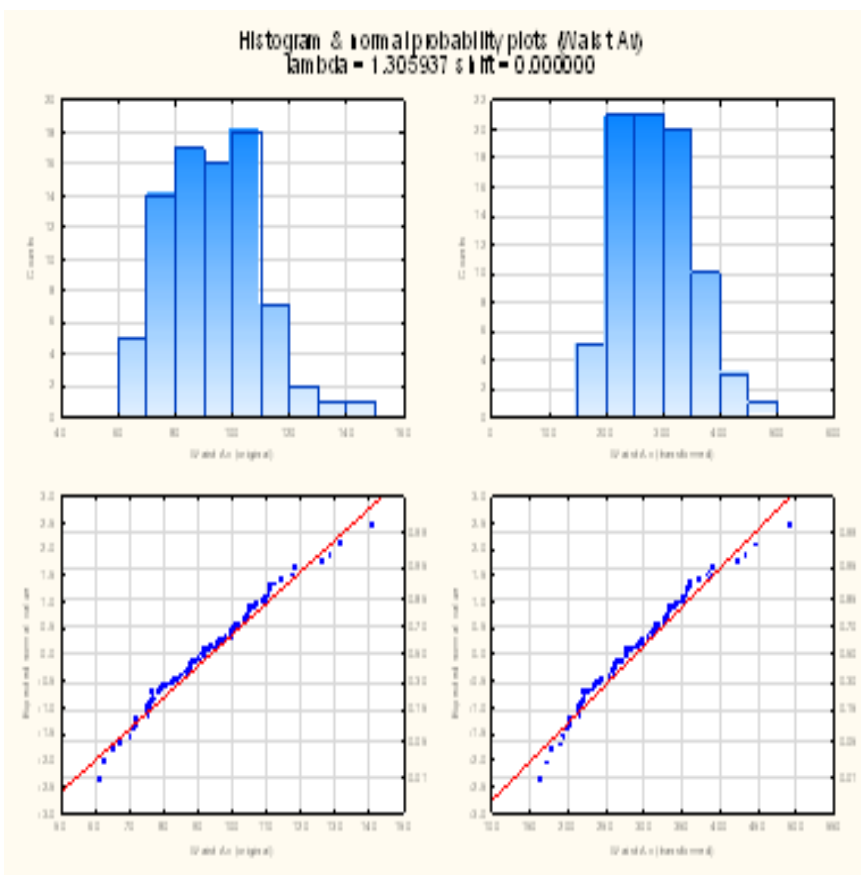
Figur 7:



Tabel 2:

Breakdown Table of Descriptive Statistics (SABPA 2008 FINAL _ 2010 - 28 Oktober 2010.sta)								
N=81 (No missing data in dep. var. list)								
Include condition: gender=1								
NaF glucose cut off for ROC	Waist Av Means	Waist Av N	Waist Av Std.Dev.	Waist Av Minimum	Waist Av Maximum	Waist Av Q25	Waist Av Median	Waist Av Q75
1	98.38376	31	13.78994	75.83333	128.8333	87.53333	100.9000	105.2667
2	90.45800	50	17.28545	61.50000	141.5333	77.00000	88.3333	102.1000
All Grps	93.49132	81	16.41170	61.50000	141.5333	80.66667	91.9667	104.3333

Figuur 8:



Vervolgens is die ROC-kromme m.b.v. die empiriese metode bepaal deur van SPSS (SPSS Inc. (2007). gebruik te maak en word deur Figuur 9 gegee. Tabel 3 (SPSS-uitvoer) gee die oppervlakte onder die ROC-kromme (AUC), bereken as die Mann-Whitney-statistiek, tesame met 'n standaardfout en 'n 95% VI. Die onderste grens van 0.537 wys dat die AUC wel betekenisvol hoër is as 0.5.

Tabel 3

Test Result Variable(s):Middelomtrek

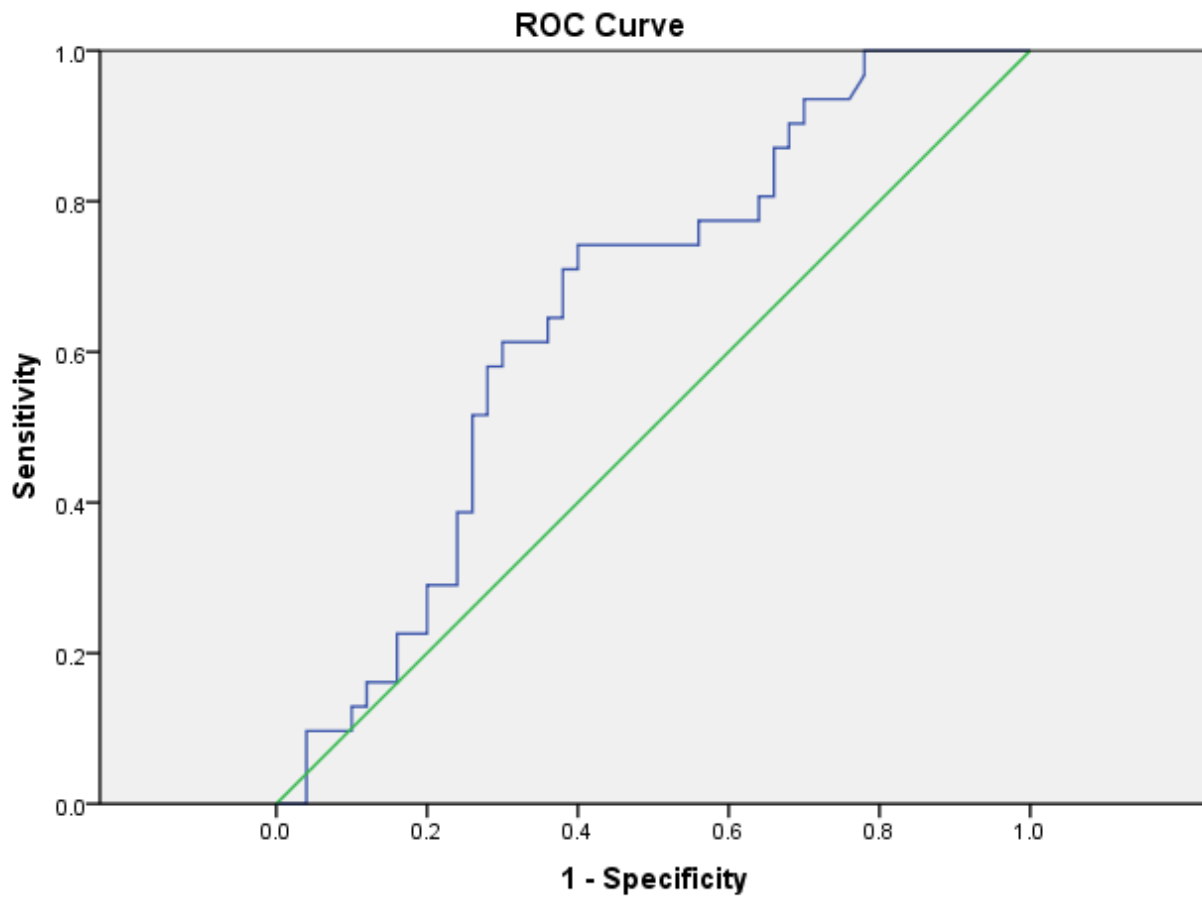
Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
.656	.061	.018	.537	.776

The test result variable(s): Middelomtrek has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Figuur 9:



Diagonal segments are produced by ties.

Deur normaliteit te aanvaar en die twee-normaalmodel te gebruik, gee Figuur 10 die uitvoer wat verkry is deur die ROCKIT-program op die data toe te pas. By (A) word die parameters a en b se beramings gegee en $AUC(Az)$ is die AUC-waarde volgens (9), terwyl AUC (Wilc) ooreenstem met dié volgens die Mann-Whitney-toets (ook Wilcoxon-toets genoem). In (B) is die standaardfoute van a en b tesame met die korrelasie tussen a en b waaruit die variansie V in (17) bereken kan word om sodoende vir gegewe vp -waardes 'n VI vir wp te verkry. By (C) word 95% VI's van a, b en AUC gegee. Lg. stem grootliks ooreen met SPSS se uitvoer.

Figuur 10:

```
ROCKIT (Windows95 version 0.9.1 BETA):  
  
Maximum Likelihood Estimation of a Binormal ROC Curve  
  
From CONTINUOUSLY-Distributed Test Results  
  
-----  
Original input of 50 Actually-NEGATIVE cases  
-----  
  
61.50      63.57      65.50      68.33      70.00  
72.00      72.33      72.67      72.90      75.50  
75.60      76.50      77.00      77.33      77.57  
79.00      80.67      82.67      84.17      85.50  
87.10      87.20      88.00      88.00      88.10  
88.57      89.20      89.73      90.27      90.40  
91.67      93.83      95.63      96.00      96.67  
97.40      100.00     102.10     104.33     104.83  
105.53     107.00     109.87     110.00     111.63  
112.67     115.00     118.33     132.00     141.53  
  
-----  
Original input of 31 Actually-POSITIVE cases  
-----
```

75.83	76.50	77.67	80.07	81.17
81.67	83.73	87.53	91.20	91.97
92.03	94.33	97.27	98.67	99.73
100.90	101.17	101.30	101.33	103.67
104.00	104.07	105.00	105.27	107.93
109.10	110.67	112.10	118.57	126.63
128.83				

Maximum Likelihood Estimation of the Parameters
a Single Binormal ROC Curve

Name of Input File being used: Glukose.prn.txt29

Condition 1: Glukose

Total number of actually-negative cases = 50.

Total number of actually-positive cases = 31.

Data collected on a nominally continuous scale.

Larger values of the test result represent stronger evidence that the case is actually-positive (e.g., that the patient is actually abnormal)

Operating Points Corresponding to the Input Data Categorized by the LABROC5 Scheme:

FPF:	.000	.100	.160	.240	.240	.260	.260	.280	.300	.360	.360
TPF:	.000	.129	.226	.290	.387	.387	.516	.516	.581	.613	.645
FPF:	.380	.400	.400	.560	.560	.640	.640	.680	.780	1.000	
TPF:	.710	.710	.742	.742	.774	.774	.806	.871	1.000	1.000	

Initial Estimates of the Binormal ROC Parameters:

a = .7608

b = 1.0627

Procedure Converges after 5 Iterations

=====
Final Estimates of the Binormal ROC Parameters
=====

Binormal Parameters and Area Under the Estimated ROC :

a = .7411

b	=	1.4932	
Area (Az)	=	.6600	(A)
Area (Wilc)	=	.6565	
Estimated Standard Errors and Correlation of these Values:			
Std. Err. (a)	=	.3054	
Std. Err. (b)	=	.3026	
Corr(a,b)	=	.3054	
Std. Err. (Az)	=	.0593	(B)
Std. Err.(Wilc)	=	.0639	
Symmetric 95% Confidence Intervals			
For a :	(.1425, 1.3396)	
For b :	(.9001, 2.0863)	(C)
Asymmetric 95% Confidence Interval			
For Az:	(.5378, .7672)	

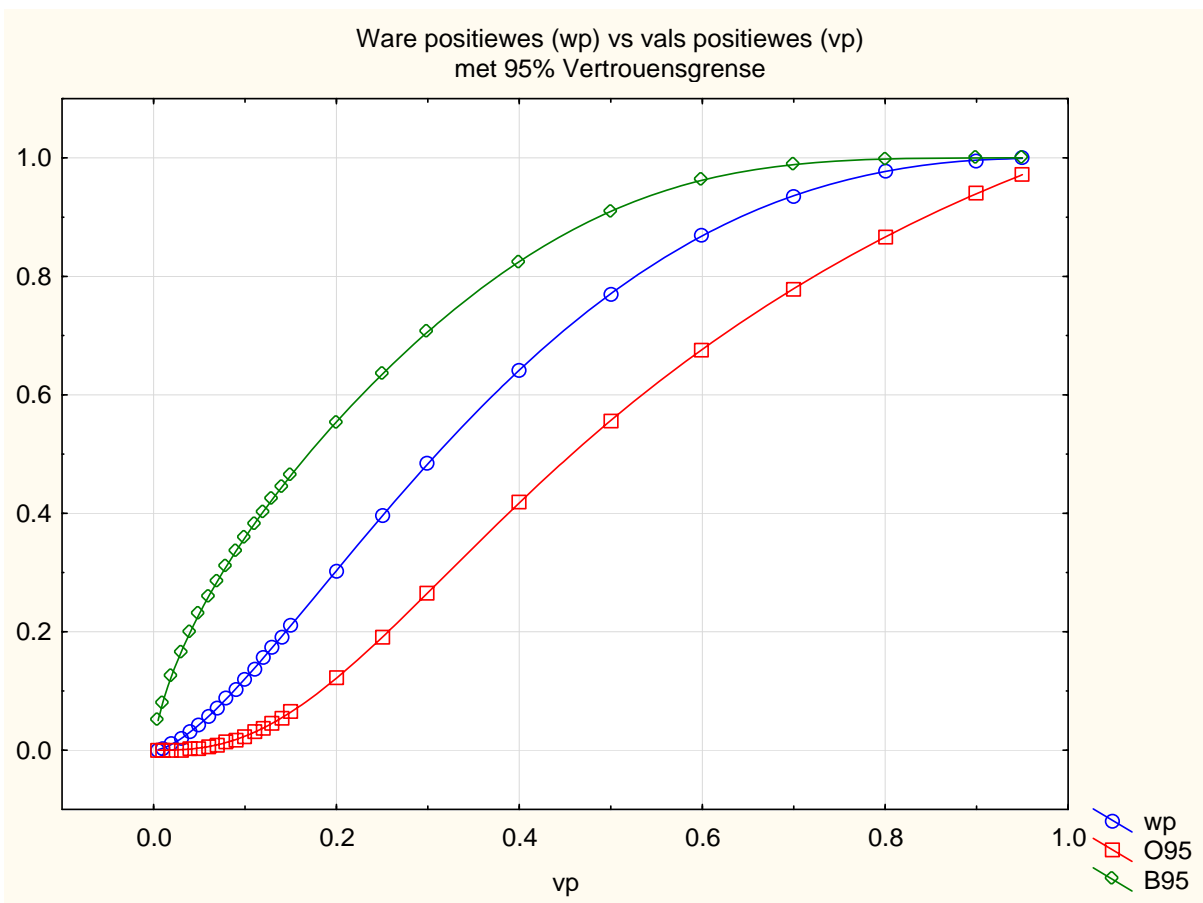
Tabel 4

Estimated Binormal ROC curve, with Lower and Upper Bounds of the Asymmetric Point-wise 95% Confidence Interval for True-Positive Fraction at a Variety of False-Positive Fractions:

FPF	TPF	(Lower Bound, Upper Bound)
.005	.0009	(0.0000 , .0500)
.010	.0031	(0.0000 , .0797)
.020	.0100	(.0002 , .1262)
.030	.0193	(.0008 , .1648)
.040	.0305	(.0019 , .1989)
.050	.0431	(.0036 , .2299)
.060	.0569	(.0060 , .2587)
.070	.0717	(.0091 , .2857)
.080	.0873	(.0131 , .3112)
.090	.1036	(.0180 , .3355)
.100	.1204	(.0236 , .3588)
.110	.1377	(.0301 , .3812)
.120	.1554	(.0374 , .4028)
.130	.1734	(.0456 , .4237)
.140	.1916	(.0544 , .4439)
.150	.2100	(.0640 , .4636)
.200	.3031	(.1216 , .5542)
.250	.3953	(.1906 , .6347)
.300	.4835	(.2658 , .7064)
.400	.6418	(.4178 , .8249)
.500	.7707	(.5567 , .9098)
.600	.8684	(.6768 , .9624)
.700	.9362	(.7792 , .9886)
.800	.9771	(.8662 , .9981)

.900	.9960	(.9398	,	.9999)
.950	.9993	(.9717	,	1.0000)

Figuur 11:



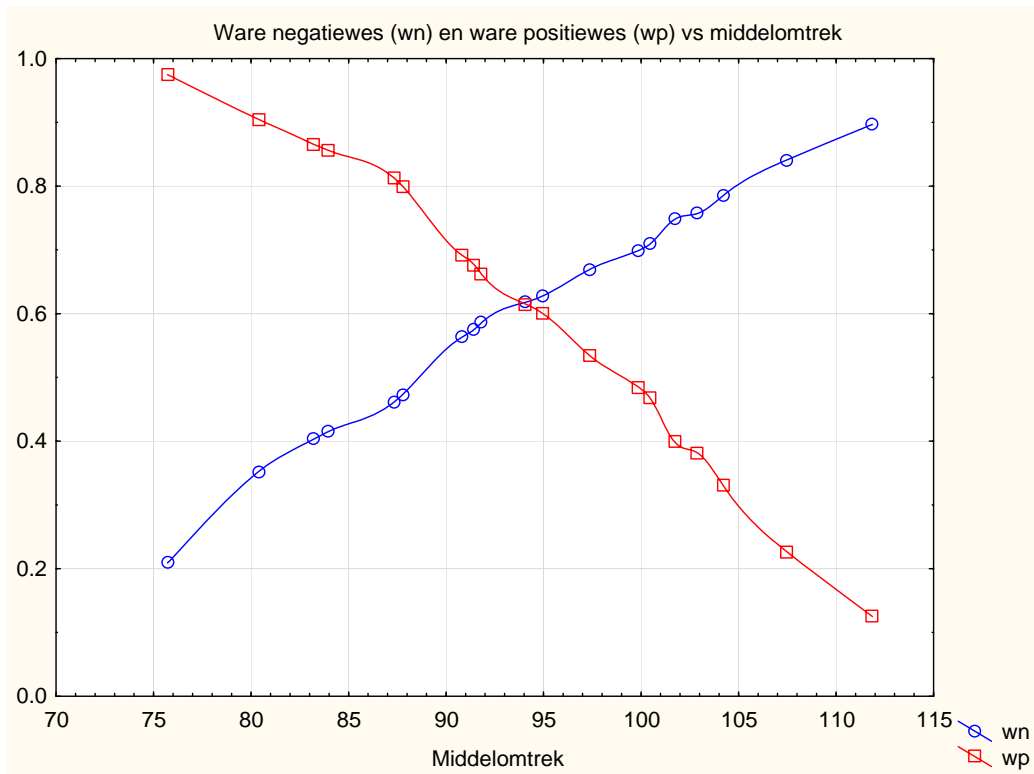
Tabel 4 gee ROCKIT se uitvoer van hierdie VI's by die gegewe reeks vp (aangedui as FPF) waardes vir wp (aangedui deur TPF). Figuur 11 stel die gladde ROC-kromme met die 95% VI's (O95,B95) voor. Uit Tabel 5 van die ROCKIT-uitvoer, kan Figuur 12 getrek word waaruit die sensitiwiteit (wp) en spesifisiteit (wn) as funksie van die afsnyppunte van middelomtrek voorgestel word. Indien populasies N en S dieselfde variansies gehad het, sou die middelomtrek waar die twee krommes sny, die optimum-afsnypunt gegee het.

Tabel 5

Estimated Relationship between the Critical Test-Result Value (which separates 'positive' results from 'negative' results) and the Corresponding Operating Point on the Fitted Binormal ROC Curve:

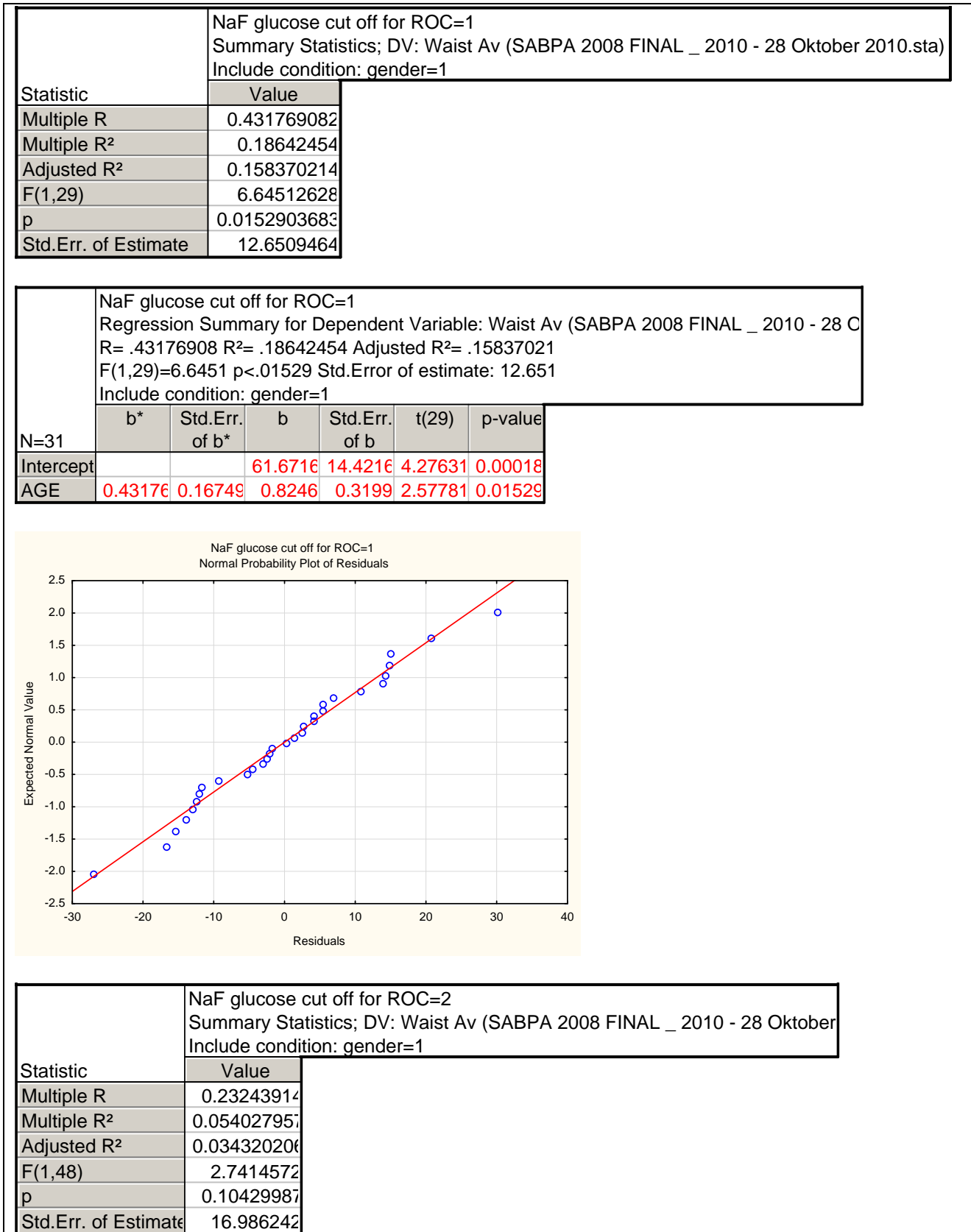
Critical Test Result Value	(FPF , TPF)
111.865	(.103, .125)
107.465	(.159, .227)
104.200	(.215, .331)
102.885	(.243, .382)
101.715	(.252, .399)
100.450	(.291, .468)
99.865	(.301, .485)
97.335	(.331, .535)
94.980	(.372, .600)
94.080	(.382, .615)
91.820	(.414, .662)
91.435	(.425, .677)
90.800	(.437, .692)
87.765	(.527, .800)
87.365	(.538, .812)
83.950	(.585, .856)
83.200	(.597, .866)
80.370	(.648, .905)
75.715	(.791, .975)

Figuur 11:



As aanvaar word dat ouderdom verband hou met middelomtrek, kan die ROC-kromme daarvoor aangepas word. Figuur 13 gee die STATISTICA-uitvoer van lineêre regressies van elk van X_N en X_S op Z (hier ouderdom). Dit blyk dat die normale persone (ROC=2) prakties geen lineêre verband toon nie ($r^2 = 0.054$), terwyl die hoë bloedsuiker groep (ROC=1) wel 'n verband toon ($r^2 = 0.186$). Tabel 6 gee die resultate van die aanpassings volgens die indirekte metode. Die afsnitte en regressiekoëffisiënte vir die groep met hoë bloedsuiker en die normale groep tesame met die standaardfoute van beraming uit die regressieontledings dien as invoer van 'n EXCEL-sigblad "Calculate a and $b.x/sx$ " wat dan die aangepaste gemiddelde ('mean') en a en b daaruit bereken. Verder word AUC telkens uit a en b bereken, terwyl die optimum-afsnypunt volgens (23) bereken word. Die berekenings is by ouderdom 30, die gemiddelde ouderdomme van die twee steekproewe (44.52 en 41.48) en ook by 50 gedoen. Dis duidelik dat die AUC's redelik konstant bly by die gemiddelde ouderdom en by 50, maar heelwat kleiner is by 30-jariges. So is die optimum-afsnypunt ook heelwat kleiner (73.2).

Figuur 13:



NaF glucose cut off for ROC=2 Regression Summary for Dependent Variable: Waist Av (SABPA 2008 FINAL _ 2010 - 28 Oktober 2 R= .23243915 R ² = .05402796 Adjusted R ² = .03432021 F(1,48)=2.7415 p<.10430 Std.Error of estimate: 16.986 Include condition: gender=1						
N=50	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(48)	p-value
Intercept			71.6035	11.6379	6.15257	0.00000
AGE	0.23243	0.14038	0.4545	0.2745	1.65573	0.10430

Laastens is die gemiddeldes en standaardafwykings van die groepe sonder enige aanpassing gebruik om die AUC en optimum-afsnypunt van te bepaal. Die AUC van 0.64 by ouderdom 50 verskil min van dié op gemiddelde ouderdom (0.646) en van die ROCKIT-program se waarde van 0.66 of die Mann-Whitney-waarde van 0.656. In die praktyk, sonder die beskikking van ROCKIT of SPSS, sou die gemiddeldes en standaardafwykings van die twee steekproewe direk gebruik kon word, indien die data as normaal aanvaar word.

Tabel 6

Marker, group	Gender	Intercept	Regression coefficient (b)	SE of estimate	Variance	r-square	Age	mean	a	b	AUC	Optimum Threshold
Glucose, High	male	61.67	0.825	12.65	160.0	0.186	30	86.42	0.092	1.343	0.522	73.2
Glucose, Low	male	71.6	0.455	16.99	288.7	0.054	30	85.25				
Glucose, High	male	61.67	0.825	12.65	160.0	0.186	44.52	98.40	0.627	1.343	0.646	88.6
Glucose, Low	male	71.6	0.455	16.99	288.7	0.054	41.48	90.47				
Glucose, High	male	61.67	0.825	12.65	160.0	0.186	50	102.92	0.677	1.343	0.657	93.2
Glucose, Low	male	71.6	0.455	16.99	288.7	0.054	50	94.35				
Glucose, High	male			13.79	190.2		all	98.38	0.574	1.254	0.640	89.0
Glucose, Low	male			17.29	298.9		all	90.46				

Verwysings:

Kline, R. B. (2004). *Beyond significance testing. Reforming data analysis methods in behavioral sciences*. American Psychological Association, Washington, DC

Faraggi, D. (2003). Adjusting receiver operating characteristic curves and related indices for covariates. *The Statistician*, 52, 179-192

Krzanowski, W. J. & Hand, D. J. (2009). *ROC curves for continuous data*. Chapman & Hall, Boca Raton

Metz, C. E., Herman, B. A. & Shen, J. (1998). Maximum likelihood estimation of receiver operating characteristic (ROC) curves from continuous distributed data. *Statistics in Medicine*, 17, 1033 – 1053

SPSS Inc. (2007). SPSS® 16.0 for Windows, Release 16.0.0, Copyright© by SPSS Inc., Chicago, Illinois. www.spss.com

StatSoft, Inc. (2009). STATISTICA (data analysis software system), version 9.
www.statsoft.com.