

**KONINKLIJK NEDERLANDS
METEOROLOGISCH INSTITUUT**

**WETENSCHAPPELIJK RAPPORT
SCIENTIFIC REPORT**

W. R. 78-8

S. Kruizinga

**Objectieve classificatie van
dagelijkse 500 mbar patronen**



De Bilt, 1978

Publikationsnummer: K. N. M. I. W. R. 78-8 (S. B. - M. O.)

U. D. C. : 551. 509. 317

551. 509. 334

551. 547. 5

Summary

In this report results of some experiments on objective classification of daily 50 kPa patterns are given. Some of the classification systems studied are based on principal components, others are based on a cluster analysis technique, the so-called k-means method.

The basic data consisted of the heights of the 50 kPa level given at the grid depicted in figure 1, on each day at noon in the period 1-1-1949 up to 31-12-1974. These data were obtained from the Deutscher Wetterdienst, Offenbach. The heights were transformed to pattern heights by subtracting from each grid-point the mean height of all grid points of the same day. This operation removed most of the seasonal variation in the heights. For the derivation of the classification systems every fourth day was used (2374 in all). In figure 2 the mean pattern of this subset is given. In the study on the relation between weather and classification all days were used.

In chapter 3 the statistical techniques used are described. Vital for each classification system is the definition of a distance. Equation 3.1 gives our definition of the distance between pattern p and q. The principal components and the cluster analysis technique both use this same distance. Objective classification by principal components was proposed earlier (Kuipers, 1970). In this study a variant of principal components is used. Instead of the principal vectors of the covariance matrix we used the principal vectors of the mean cross product matrix as basic patterns. The basic patterns obtained in this way could explain just as much variance, and their interpretation was much easier. In the figures 3, 4, 5 and 6 the first four basic patterns are given. In this study only the first three are used, to describe daily patterns as a combination of zonality with meridionality together with (anti)cyclonality. In the figures 7, 8 and 9 the successive steps of such an approximation for the pattern of figure 10 is given. The figures 11, 12 and 13 give the frequency distributions of the scores of the first three patterns. On this basis four classification systems have

been developed, indicated as P30, P27, P18 and P12 respectively. In table 3.1 the relation between class number and score is given.

For a description of the k-means method we refer to Anderberg, 1973. On this basis two systems have been developed, CL30 and C18, with 30 and 18 classes each.

In chapter 4 the performance of the different systems is studied. The so-called "Grosswetterlagen" [Hess, 1952] were used as a reference classification system. This system is partly objective and partly subjective, based on pressure patterns and weather. The first aspect that was studied was the information content of the class number with regard to the actual pattern. The mean pattern of the class was used as an estimate of the actual pattern. The mean distance between actuals and estimates was computed for each class. In table 4.1 these mean distances are given for the worst class (S), the best class (B) and overall (T) as a fraction (%) of the total variance. As can be seen from the table, the cluster-analysis-based systems perform best.

Secondly, the relation between class and weather was studied. Only two elements were used: the daily maximum temperature and the rainfall total in the form rain/no rain. Tables 4.2 and 4.3 give the results as relative rest-variances for each month. As can be seen, the reference system (GWL) scores best, closely followed however by the principal-components-based systems.

An important but not systematically studied aspect is the recognizability of the class patterns. This is a subjective aspect, which can only be studied by confronting a large number of meteorologists with the characteristic patterns of a system. As an example we have added to this report the mean patterns of the classes of the system P30 (figures 14-28). Quite a few of these patterns are easily recognized.

Our conclusion from this study is: it would be useful to replace the subjective GWL-system used now by one of the objective systems, for instance P27 or P30.

1. Inleiding

Al in de vorige eeuw zijn door meteorologen pogingen ondernomen om de dagelijks waargenomen drukpatronen onder te brengen in een systeem van klassen. Een voorbeeld hiervan vormt de classificatie van von Beber en Köppen. Sindsdien is dit onderwerp nog vele malen behandeld. In het begin waren de voorgestelde classificaties bijna steeds gebaseerd op subjectieve maatstaven. De, voor Nederland, bekendste vertegenwoordiger van dit type is het zogenaamde Grosswetterlagensysteem van Hess en Brezowsky [1952]. In de laatste decennia worden veel pogingen ondernomen om tot een objectief classificatiesysteem te komen. Voorbeelden hiervan zijn de classificaties van Lund [1963] voor Noord-Amerika en van Kirchhofer [1974] voor West-Europa. Een belangrijk nadeel van de classificaties van Lund en Kirchhofer is dat veel patronen ongeclassificeerd worden gelaten. Door Kuipers [1970] is een voorstel gedaan voor een objectieve classificatie, die niet dit nadeel heeft.

De belangstelling voor classificatiesystemen in het algemeen kan men verklaren op grond van de mogelijke toepassingen die men voorziet, zoals:

a. Communicatie tussen meteorologen

Met behulp van een dergelijke classificatie kan men het verloop in de tijd van het druk- of stromingspatroon globaal omschrijven en bespreken.

b. Weervertaling

Indien per klasse van zo'n classificatie frequentieverdelingen van weerselementen bekend zijn, kan men de classificatie gebruiken voor de vertaling van numeriek voorspelde drukpatronen naar weer.

c. Klimaatonderzoek

Indien bepaalde weerselementen op een gegeven plaats een trendmatig verloop hebben, is het van belang na te gaan of deze trend uit een trend in de algemene circulatie kan worden verklaard of dat een lokaal effect hiervoor verantwoordelijk is.

d. Parametrisatie van niet-lineaire processen

Sommige processen in de atmosfeer zijn zo ingewikkeld, dat ze alleen geparametriseerd in de atmosfeermodellen kunnen worden opgenomen. Indien een parametrisatie met één set constanten hierbij niet voldoet, zou men deze kunnen verfijnen door per klasse constanten te kiezen.

De hiervoor genoemde mogelijke toepassingen leggen een aantal eisen vast waaraan de classificatie dient te voldoen. In verband met de eerste twee mogelijke toepassingen is het van belang dat de gegeven classificatie de praktijkmeteoroloog aanspreekt. Verder is van belang dat de gegeven classificatie een redelijke samenhang vertoont met het weer. Terwijl het vooral voor de laatste twee mogelijkheden van belang is dat een classificatie objectief is en eénduidig en voor ieder patroon toepasbaar.

In dit rapport zullen de resultaten van een aantal experimentele classificaties van het 500 mbar vlak worden beschreven. De bestudeerde classificaties kunnen worden opgedeeld in twee groepen. De ene groep is gebaseerd op een variant van het idee van Kuipers. De tweede groep is gebaseerd op een techniek, welke in de clusteranalyse bekend staat onder de naam "k-means method". (Anderberg, [1973]).

2. Basisgegevens

Alle classificatie-experimenten werden uitgevoerd op basis van 500 mbar hoogten van 12.00 GMT, welke waren gegeven op een geografisch rooster van 36 roosterpunten. (40° N.B. ($+5^{\circ}$) 65° N.B, 20° W.L. ($+10^{\circ}$) 30° O.L.). In figuur 1 is het gebruikte rooster weergegeven. Deze gegevens waren bekend voor iedere dag uit de periode 1-1-1949 t/m 31-12-1974. Dit gegevensbestand is een selectie uit een bij de Deutscher Wetterdienst, Offenbach, aangekochte magneetband met 500 mbar- en gronddrukgegevens.

De 500 mbar hoogten werden niet direct gebruikt, doch in de vorm van patrooninformatie, dat wil zeggen van iedere dagelijkse 500 mbar hoogte werd eerst de gemiddelde hoogte over de 36 roosterpunten van die dag afgetrokken. Indien met $p_{n,r}$ de patrooninformatie van

dag n op roosterpunt r (1 t/m 36) wordt aangeduid en met $h_{n,r}$ de 500 mbar hoogte, dan geldt

$$p_{n,r} = h_{n,r} - \frac{1}{36} \sum_{r=1}^{36} h_{n,r} \quad (2.1)$$

Het voordeel van het werken met deze patrooninformatie is dat de jaarlijkse gang in de 500 mbar hoogte praktisch geheel wordt geëlimineerd, zodat alle dagen van het jaar in één classificatiesysteem kunnen worden opgenomen.

Voor de afleiding van basispatronen werd gebruik gemaakt van een subset van deze gegevens. Iedere vierde dag uit de hiervoor genoemde periode werd in deze subset opgenomen. In totaal bestond de proefset uit 2374 500 mbar velden. Voor de studie van de relatie tussen classificatie en weer werden wel alle dagen gebruikt. De weergegevens hebben dan meestal betrekking op het weer in De Bilt.

3. Statistische technieken

3.1 Afstand tussen de patronen

Indien men de patronen zoals gedefinieerd in de voorgaande paragraaf objectief wil indelen in klassen, is het noodzakelijk een maat vast te stellen op grond waarvan men kan zeggen of twee patronen veel op elkaar lijken of niet. Oftewel men dient de afstand tussen patronen te definiëren. In dit rapport zullen we als afstandsmaat tussen twee patronen p_r en q_r hanteren:

$$D_{pq} = \sum_{r=1}^{36} (p_r - q_r)^2 \quad (3.1)$$

Dit is een zeer voor de hand liggende keuze, maar zeker niet de enig mogelijke. Men dient zich te realiseren dat deze afstandsmaat ook kan worden gebruikt om de afstand van een patroon tot het gemiddelde patroon $\langle p_r \rangle$ vast te leggen. Onder $\langle p_r \rangle$ verstaan we hier het gemiddelde patroon van de 2374 dagen van de subset. (Zie figuur 2). Het over alle dagen gemiddelde van de afstanden

van de patronen tot het gemiddelde patroon

$$\langle D \rangle = \left\langle \frac{1}{36} \sum_{r=1}^{36} (p_r - \langle p_r \rangle)^2 \right\rangle \quad (3.2)$$

kan dan beschouwd worden als de (totale) variantie van de patronen.

3.2 Componentenanalyse

De door Kuipers [1970] voorgestelde classificatie maakt gebruik van de hoofdcomponentenanalyse van het 500 mbar veld. Bij de toepassing van dit idee wordt hier gebruik gemaakt van een variant van de hoofdcomponentenanalyse. Voordat we ingaan op deze variant zullen we eerst nog enige aandacht besteden aan de gewone hoofdcomponentenanalyse.

Bij de gewone hoofdcomponentenanalyse, toegepast op onze situatie, streeft men ernaar de dagelijkse patronen p_r zo goed mogelijk te beschrijven als de som van het gemiddelde patroon en een mengsel van een aantal hoofdcomponenten H_r^n .

$$p_r \approx \langle p_r \rangle + \sum_{n=1}^N H_r^n \cdot s_n \quad (3.3)$$

De scores s_n worden zodanig gekozen dat de benadering zo goed mogelijk is. Deze scores variëren van dag tot dag. De hoofdcomponenten variëren niet, maar zijn constant; ze worden echter zodanig gekozen dat de over alle dagen gemiddelde afstand tussen het werkelijke patroon en de benadering zo klein mogelijk is. Deze restafstand wordt veelal de restvariantie genoemd. Het aantal (N) hoofdcomponenten dat men gaat gebruiken staat niet van tevoren vast. De hoofdcomponenten kan men vinden als eigenvectoren van de covariantie matrix.

$$m_{r,k} = \langle (p_r - \langle p_r \rangle) \cdot (p_k - \langle p_k \rangle) \rangle \quad (3.4)$$

Van de scores vermeld in (3.3) kan men bewijzen dat ze ongecorrleerd zijn en gemiddeld nul. Deze eigenschappen gelden niet voor de scores van de door ons gebruikte variant. Bij deze variant wordt het gemiddelde patroon niet opgenomen in de benadering.

Het patroon wordt dan benaderd als een mengsel van componenten C_r^n

$$p_r \approx \sum_{n=1}^N C_r^n \cdot s_n \quad (3.5)$$

Wederom varieert s_n van dag tot dag. Verder zijn de componenten weer constant, maar uiteraard anders dan de hoofdcomponenten. De componenten zijn in feite de eigenvectoren van de matrix

$$m_{r,k} = \langle p_r \cdot p_k \rangle \quad (3.6)$$

Deze variant kreeg onze voorkeur, omdat de gevonden componenten eenvoudig interpreteerbaar zijn, terwijl de restvariantie bij gebruik van bijv. drie componenten even groot was als bij gebruik van drie hoofdcomponenten. In de figuren 3 t/m 6 zijn de eerste vier van deze componenten gegeven. In deze figuren is tevens de restvariantie vermeld als fractie (%) van het totaal na toepassing van deze component en de voorgaande. In dit rapport zullen we slechts gebruik maken van drie componenten. In woorden zou men kunnen stellen dat de dagelijkse patronen worden beschreven als een portie zonaliteit plus een portie meridionaliteit met daaraan toegevoegd (anti)cyclonaliteit. In de figuren 7 t/m 9 is weergegeven hoe het veld van figuur 10 wordt benaderd door respectievelijk één, twee en drie componenten.

3.3 Classificatie met behulp van componenten

Met behulp van de hiervoor beschreven componenten kan een objectief classificatiesysteem worden opgezet. Zoals gesteld variëren de scores van de componenten van dag tot dag. Van deze scores kan men frequentieverdelingen opmaken. In de figuren 11 t/m 13 zijn de frequentieverdelingen van de eerste drie scores in de proefset weergegeven. Hieruit blijkt dat bijv. de eerste score kan variëren van ongeveer -2 tot ongeveer 0,1, overeenkomend met respectievelijk een sterke westelijke stroming tot een zwakke oostelijke stroming als bijdrage in de totale stroming. De tweede score varieert van -2 tot +2, respectievelijk overeenkomend met een noordelijke component of een zuidelijke component

als bijdrage in de totale stroming. Om nu tot een classificatie te komen gaat men als volgt te werk. Alle dagen waarvan de eerste score s_1 kleiner is dan $-1,28$ deelt men in in de klasse sterke weststroming. Uit figuur 11 kunnen we aflezen dat $1/5$ van alle dagen in deze klasse wordt ingedeeld. De volgende klasse wordt gevormd door de dagen met s_1 tussen $-1,28$ en $-1,00$. Zo voortgaand ontstaan vijf klassen met variërende sterkte van de westcomponent. Deze vijf klassen worden dan met behulp van s_2 weer ieder opgedeeld in drie klassen waardoor totaal vijftien klassen ontstaan. Daarna worden deze vijftien klassen met s_3 opgedeeld in twee klassen; in totaal levert dat dertig klassen. Doordat de scores van de componenten praktisch ongecorrleerd zijn, ontstaan hierbij klassen met ieder ongeveer evenveel dagen. Uiteraard kan men de scores ook anders indelen, wat tot andere klasse-aantallen zal leiden. Op basis van deze methode zijn vier experimentele classificaties opgesteld met respectievelijk 30, 27, 18 en 12 klassen. Deze classificaties worden aangeduid met P30, P27, P18 en P12. De klassen van deze classificaties worden aangeduid met nummers. In tabel 3.1 is aangegeven hoe de scores zijn verdeeld voor ieder van de classificaties en hoe de nummers van de klassen hieruit worden vastgesteld.

Tabel 3.1 Indeling van scores en opbouwnummer voor hoofdcomponentenclassificaties.
 Nummer van de klasse = $n_1+n_2+n_3$

Type	s_1	n_1	s_2	n_2	s_3	n_3
P30	$< -1,28$	0	$< -0,35$ $-0,35 \rightarrow 0,50$ $> 0,50$	0 2 4	$< 0,0$ $> 0,0$	1 2
	$-1,28 \rightarrow -1,00$	6				
	$-1,00 \rightarrow -0,74$	12				
	$-0,74 \rightarrow -0,45$	18				
	$> -0,45$	24				
P27	$< -1,08$	0	$< -0,35$ $-0,35 \rightarrow 0,50$ $> 0,50$	0 3 6	$< -0,50$ $-0,50 \rightarrow 0,40$ $> 0,40$	1 2 3
	$-1,08 \rightarrow -0,66$	9				
	$> -0,66$	18				
P18	$< -1,08$	0	$< -0,35$ $-0,35 \rightarrow 0,50$ $> 0,50$	0 2 4	$< 0,0$ $> 0,0$	1 2
	$-1,08 \rightarrow -0,66$	6				
	$> -0,66$	12				
P12	$< -1,08$	0	$< 0,0$ $> 0,0$	0 2	$< 0,0$ $> 0,0$	1 2
	$-1,08 \rightarrow -0,66$	4				
	$> -0,66$	8				

3.4 Cluster-analyse

Dit is een betrekkelijk jong onderdeel van de statistiek, dat zich onder andere richt op de vraagstelling hoe een gegeven steekproef van waarnemingen het gunstigst kan worden ingedeeld in clusters of klassen. Veel van de technieken, die hier gebruikt worden, zijn gebaseerd op trial and error en niet zozeer op theorie. Zo ook de zogenaamde k-gemiddelden methode. Bij deze methode probeert men via iteratie een zo gunstig mogelijke clustering tot stand te brengen. Toegepast op onze situatie gaat men als volgt te werk. Een klasse wordt gerepresenteerd door het gemiddelde patroon behorend tot die klasse. Een gegeven patroon wordt toegewezen aan die klasse waarvan het gemiddelde het dichtste erbij ligt. Als afstandsmaat wordt hier (3.1) gebruikt. Om nu de gunstigste klasseindeling te vinden gaat men als volgt te werk.

1. Men kiest het aantal klassen waarin men wenst in te delen (Stel K).
2. Men kiest willekeurig K patronen uit de steekproef (totaal 2374) en stelt dat die ieder in één der K -klassen liggen. Iedere klasse bevat nu één patroon dat tevens het gemiddelde patroon is (per definitie).
3. Men deelt nu alle dagen (patronen) in in één van de klassen volgens de regel hierboven genoemd.
4. Nadat alle dagen zijn ingedeeld, berekent men nieuwe gemiddelden per klasse.

Na stap 4 wordt stap 3 herhaald, waarbij men nagaat of er dagen zijn die anders worden ingedeeld dan de vorige keer. Zo ja, dan worden wederom stap 4 en stap 3 uitgevoerd.

Het is niet bekend of het bovenstaande proces altijd convergeert; het blijkt in de praktijk wel te convergeren, waarbij de resultaten vrij redelijk zijn. De uiteindelijke klasseindeling is enigszins afhankelijk van de startset waarmee men is begonnen; hoe groot deze afhankelijkheid is, is niet nader onderzocht.

Op basis van de cluster-techniek zijn twee experimentele classificaties opgebouwd met respectievelijk dertig en achttien klassen, verder aangeduid met CL30 en CL18. De nummering van de klassen vertoont bij dit systeem geen verband met de eigenschappen van de klassen.

4. Resultaten van enige experimentele classificaties

Zoals reeds gesteld, dient een classificatie aan een aantal eisen te voldoen om bruikbaar te zijn. Aan de eis, dat de classificatie objectief en éénduidig is, is bij de in paragraaf 3 besproken methoden automatisch voldaan. We zullen hier verder aandacht besteden aan de aspecten patrooninformatie, weersinformatie en herkenbaarheid. Als referentieclassificatie zal het Grosswetterlagensysteem (GWL) worden gebruikt.

4.1 Patrooninformatie

Indien van een willekeurige dag wordt opgegeven tot welke klasse van een bepaald classificatiesysteem het 500 mbar patroon van die dag behoort, ligt ook het 500 mbar patroon van die dag globaal vast. Het gemiddelde 500 mbar patroon van die klasse is een schatting van het werkelijke patroon. De afstand (zie paragraaf 3) tussen deze schatting en het werkelijke patroon is een maat voor het goed of slecht zijn van de schatting. Het gemiddelde van deze afstanden over alle dagen behorend tot die klasse geeft aan hoe ruim die klasse is. Het totale gemiddelde van de afstanden geeft voor een classificatiesysteem aan in hoeverre kennis van de klassering van een dag tevens het patroon specificieert. In tabel 4.1 is voor ieder der classificatiesystemen de gemiddelde afstand in de slechtste klasse (S), in de beste klasse (B) en totaal (T) gegeven als fractie (%) van de totale variantie zoals gedefinieerd in paragraaf 3.1. Uit deze tabel blijkt dat de cluster-technieken het beste zijn met betrekking tot dit aspect. Het GWL-systeem is erg slecht. Men dient zich echter te bedenken, dat bij het vaststellen van een GWL-klasse naast 500 mbar patronen ook grondvlak en weerbeeld een rol spelen.

4.2 Weersinformatie

De samenhang tussen weer en klasse is slechts globaal onderzocht. Slechts twee weerselementen werden hierbij betrokken en wel de maximumtemperatuur overdag en de neerslag in de periode 18-18 uur GMT. Deze laatste grootheid werd bovendien getransformeerd naar een grootheid, welke slechts de waarden 0 en 1 kon aannemen. Indien de neerslag kleiner was dan 0.3 mm, werd een nul genoteerd, anders een één.

Daar verwacht werd dat de samenhang tussen weer en klasse sterk zou variëren van maand tot maand, werd deze samenhang per maand bestudeerd. Hierbij werden alle dagen uit de periode 1-1-1949 t/m 31-12-1975 gebruikt. Voor ieder der classificatiesystemen werd het gemiddelde van de hiervoor genoemde grootheden per maand en per klasse berekend. Door deze gemiddelden daarna op te vatten als een schatting van de werkelijk opgetreden waarden per dag kon de samenhang weer worden uitgedrukt in de vorm van een restvariantie. In de tabellen 4.2 en 4.3 zijn deze restvarianties gegeven als fractie van de totale variantie. Alleen de restvariantie gemiddeld over alle dagen van de maand is gegeven. Er is niet onderzocht of er nog slechte of goede klassen zijn per classificatiesysteem. Uit deze tabellen blijkt dat het GWL-systeem de beste samenhang vertoont met het optredende weer (kleinste restvariantie). Indien men echter bedenkt dat het weer bij het vaststellen van een GWL-klasse ook een rol speelt, zal het duidelijk zijn dat de classificatie gebaseerd op componenten, met name P27, redelijke objectieve alternatieven zijn.

4.3 Herkenbaarheid

In hoeverre een objectieve classificatie de weerkamermeteoroloog aanspreekt is moeilijk vast te stellen. Men kan dit alleen onderzoeken door verschillende meteorologen karakteristieke velden van een classificatie voor te leggen en een oordeel te vragen. Dit is nog niet systematisch gedaan. In de figuren 14 t/m 28 zijn de karakteristieke patronen van de P30-classificatie weergegeven. Hieronder bevinden zich een aantal voor de meteorologen goed herkenbare patronen.

Tabel 4.1 Relatieve restvariantie (%) van het patroon na aftrek van de informatie verkregen uit de classificatie.

	GWL	CL30	CL18	P30	P27	P18	P12
S	79	49	56	59	60	62	63
B	46	26	34	34	36	37	41
T	62	37	42	44	45	46	51

Tabel 4.2 Relatieve restvariantie van de maximumtemperatuur.

	GWL	CL30	CL18	P30	P27	P18	P12
1	48	64	65	60	64	65	66
2	56	58	60	50	53	53	59
3	57	63	74	65	64	67	70
4	59	59	65	58	54	60	63
5	61	61	67	62	55	63	66
6	60	59	62	59	52	60	63
7	53	58	62	59	51	61	67
8	54	57	64	54	49	55	66
9	61	62	66	59	56	61	66
10	69	73	78	76	74	77	80
11	68	70	79	77	77	80	82
12	56	60	66	56	60	61	63
J	59	62	67	61	59	64	68

Tabel 4.3 Relatieve restvariantie van de neerslag.

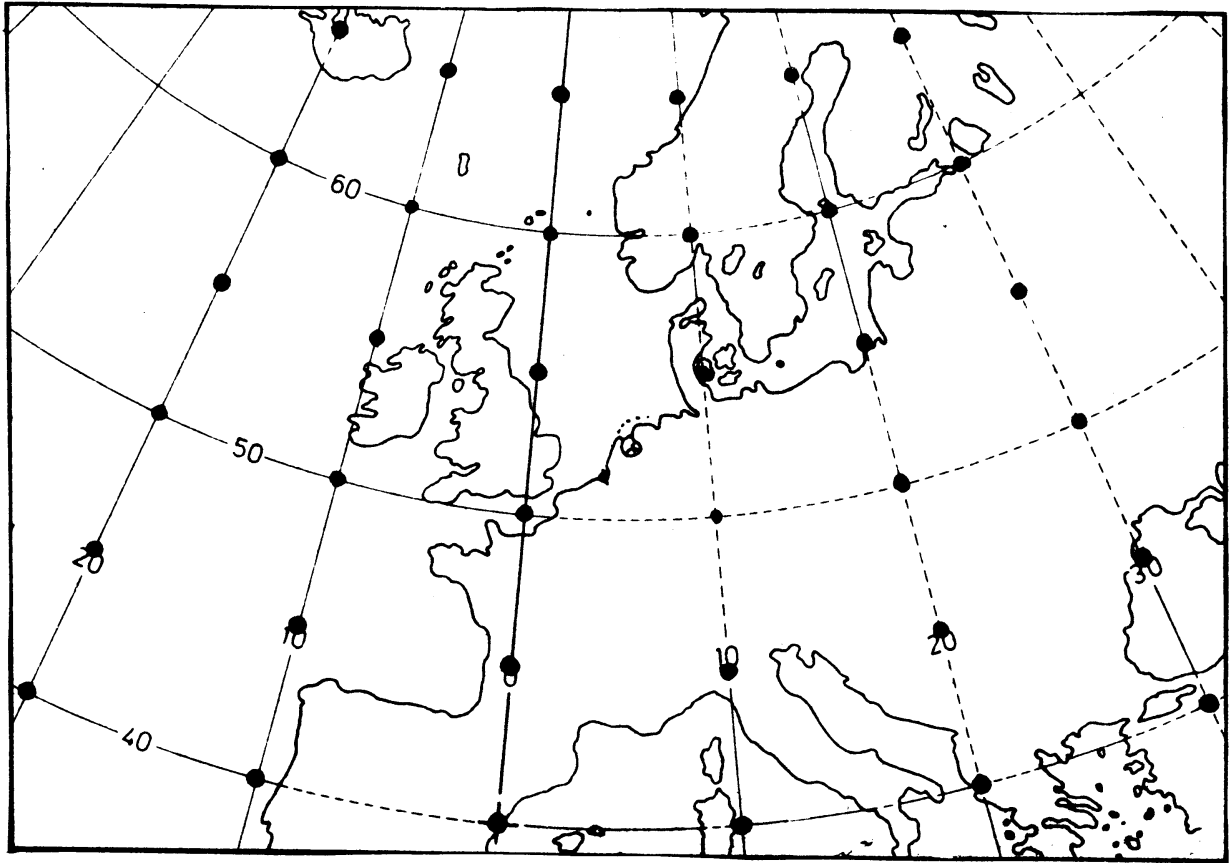
	GWL	CL30	CL18	P30	P27	P18	P12
1	73	78	76	80	80	82	83
2	74	75	75	79	76	80	81
3	75	75	76	75	73	76	78
4	74	75	78	78	77	80	81
5	81	87	87	87	85	89	89
6	73	78	79	78	78	80	81
7	76	78	86	81	79	82	84
8	76	81	83	77	75	78	78
9	64	69	73	70	65	70	72
10	62	69	70	71	67	72	72
11	69	75	81	76	76	79	79
12	69	76	76	75	74	78	80
J	72	76	78	77	75	79	80

5. Conclusies

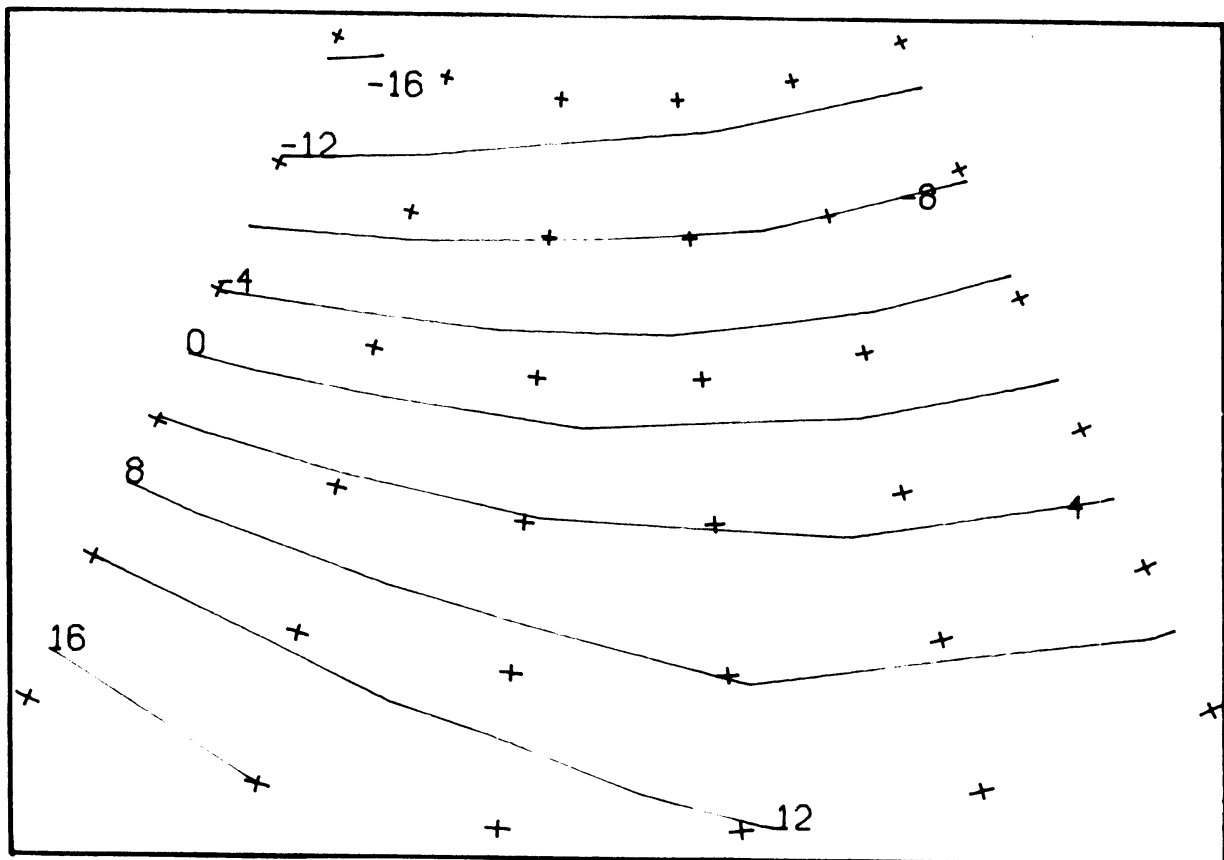
Uit dit onderzoek is gebleken dat een objectieve classificatie van het 500 mbar vlak niet veel slechter hoeft te zijn in weerverklarend vermogen dan de zogenaamde GWL-classificatie, terwijl het inzicht in het heersende stromingspatroon bij een objectieve classificatie beter is. Een objectieve classificatie kan bovendien eenvoudig worden geautomatiseerd. Naar de mening van de auteur verdient het daarom aanbeveling in plaats van het huidige GWL-systeem een objectief systeem te kiezen. Vooral voor een klimatologisch onderzoek is een objectieve classificatie van belang. Ook voor de zogenaamde weervertaling kan een objectieve classificatie van belang zijn, vooral daar de voor- spelde klasse eenvoudig uit de 500 mbar prognose is af te leiden. Door zowel analyses als prognoses in te delen in hun objectieve klasse kan op een eenvoudige manier een beeld worden gegeven van het verloop van de circulatie. Een nadeel van de hier beschreven objectieve classificaties is, dat geen van de classificaties uit te breiden is naar de jaren vóór 1949. Dit is vooral voor het klimaatonderzoek een ernstig bezwaar. Nader onderzoek is nodig om na te gaan in hoeverre dit bezwaar kan worden opgevangen.

Literatuur

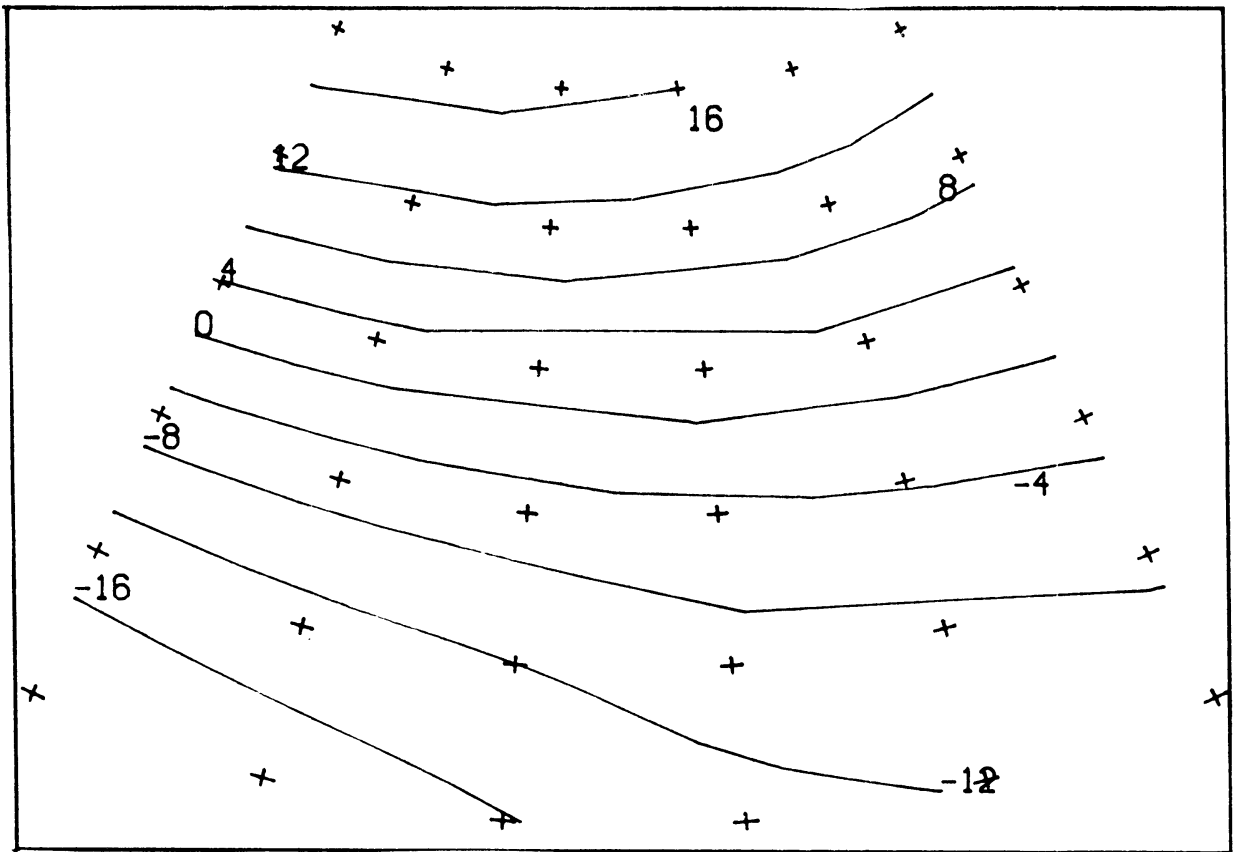
- Anderberg, M.R. Cluster Analysis for Applications. Academic Press, New York, 1973.
- Hess, H. en Brezowsky, H. Katalog der Grosswetterlagen Europas. Berichte des Deutschen Wetterdienstes i.d. U.S.-Zone, No. 33, 1952.
- Kirchhofer, W. Classification of European 500 mb patterns. Arbeitsberichte der Schweizerischen Meteorologischen Anstalt, No. 43, 1974.
- Kuipers, W.J.A. An experiment on numerical classification of scalar fields. Időjárás 74 (1970) 296-306.
- Lund, I.A. Map-pattern classification by Statistical Methods. Journ.appl.met., 2 (1963), 56-65.



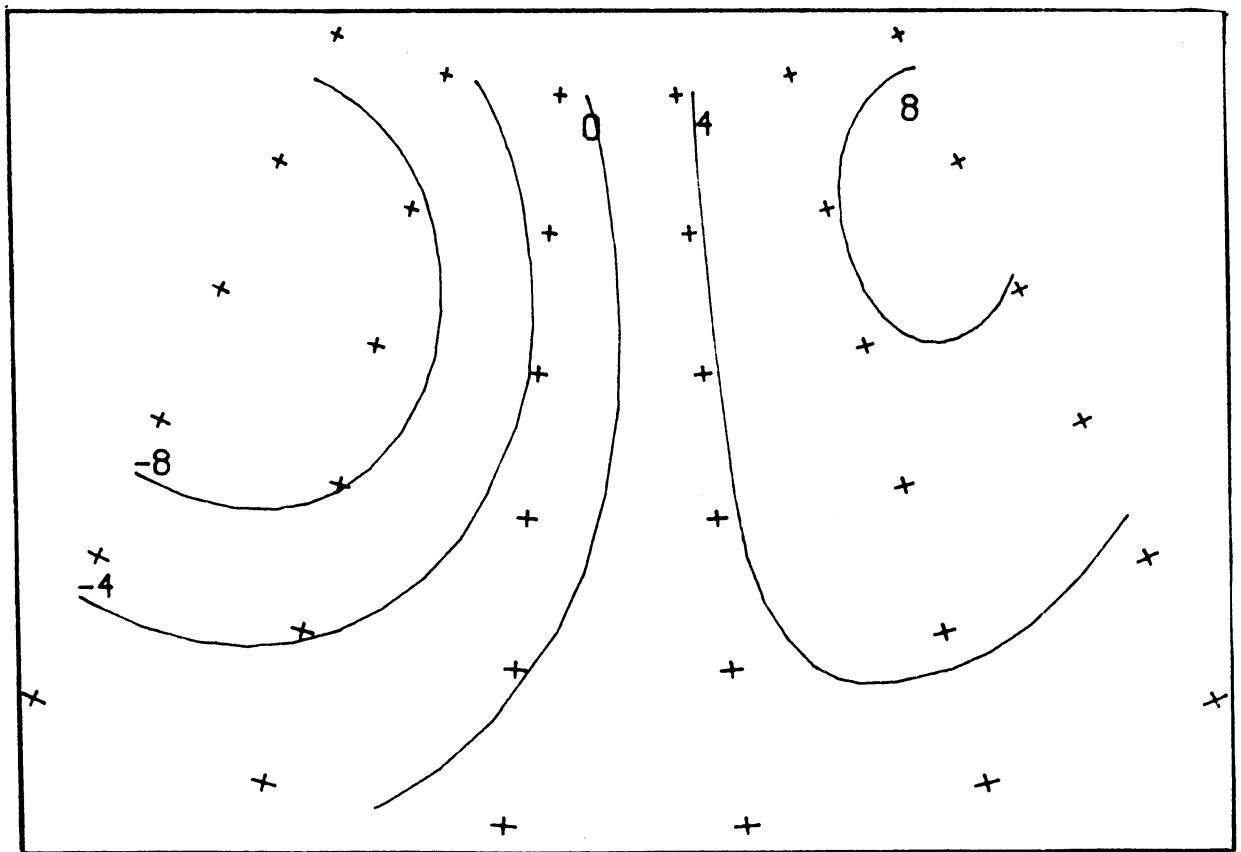
Figuur 1: Ligging gebruikte rooster ten opzichte van Nederland.



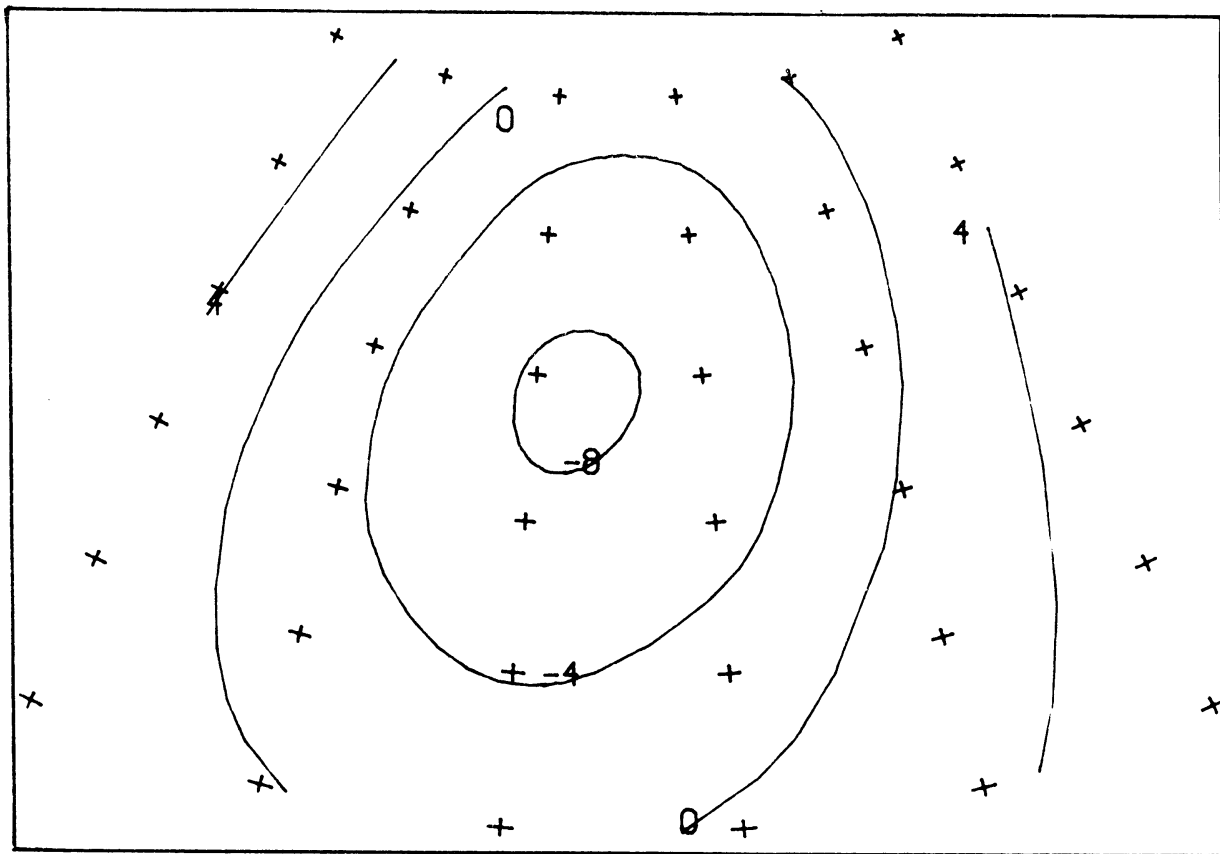
Figuur 2: Gemiddelde patroon van de proefset.



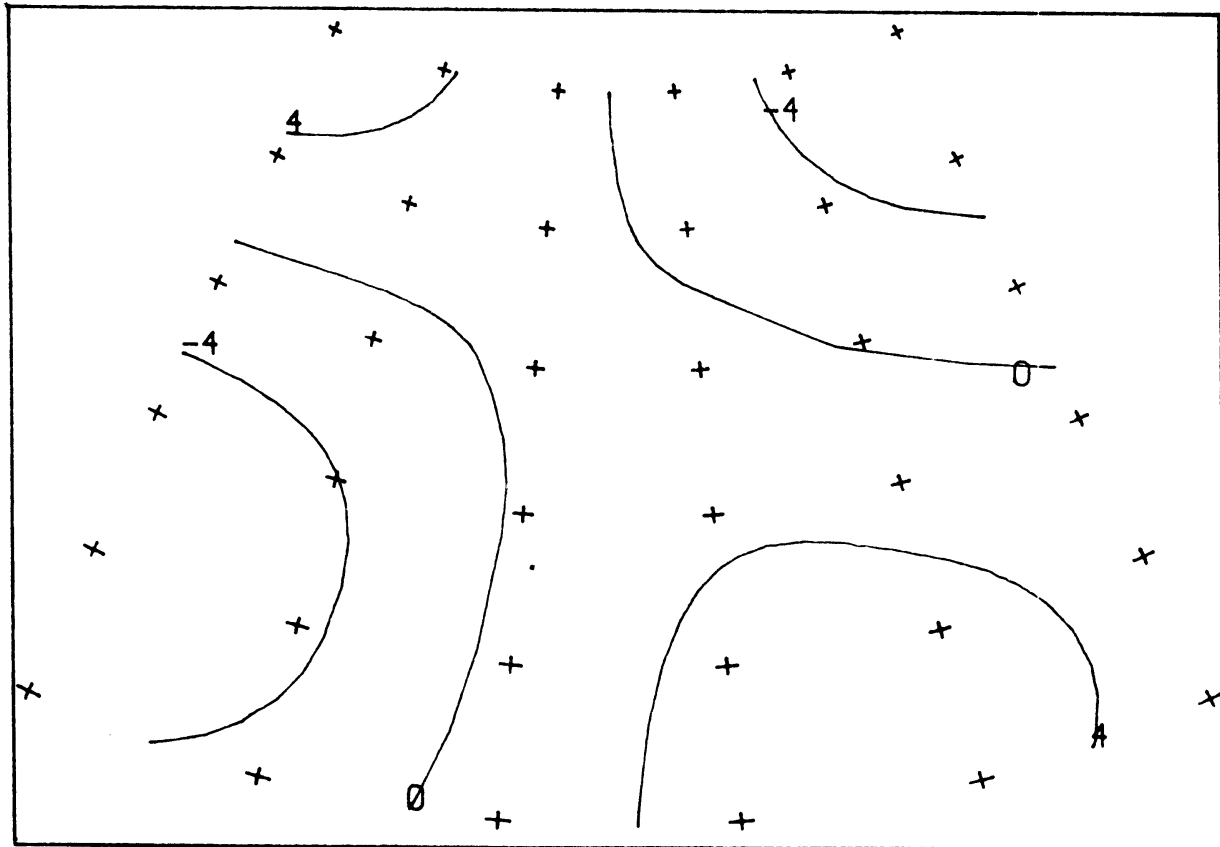
Figuur 3: Eerste eigenpatroon. Relatieve restvariantie 75%.



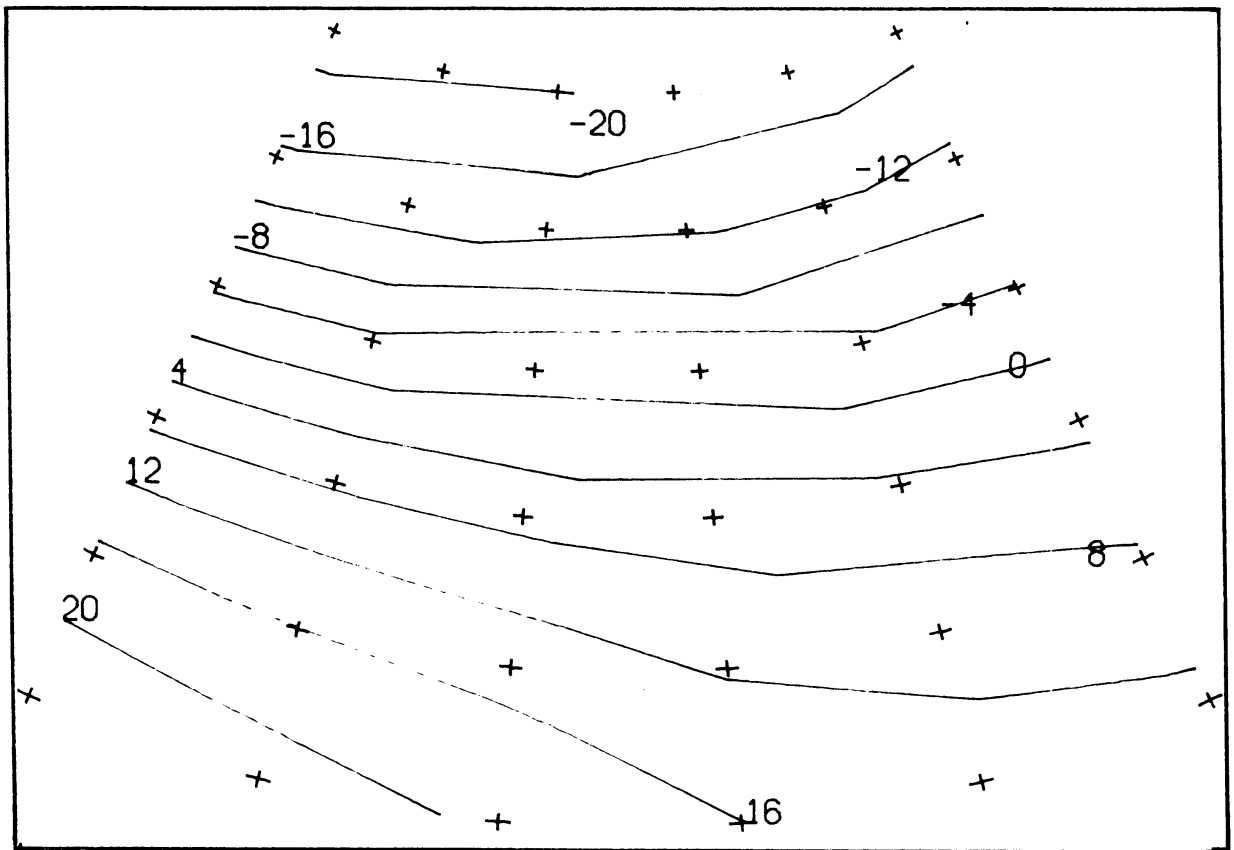
Figuur 4: Tweede eigenpatroon. Relatieve restvariantie 46%.



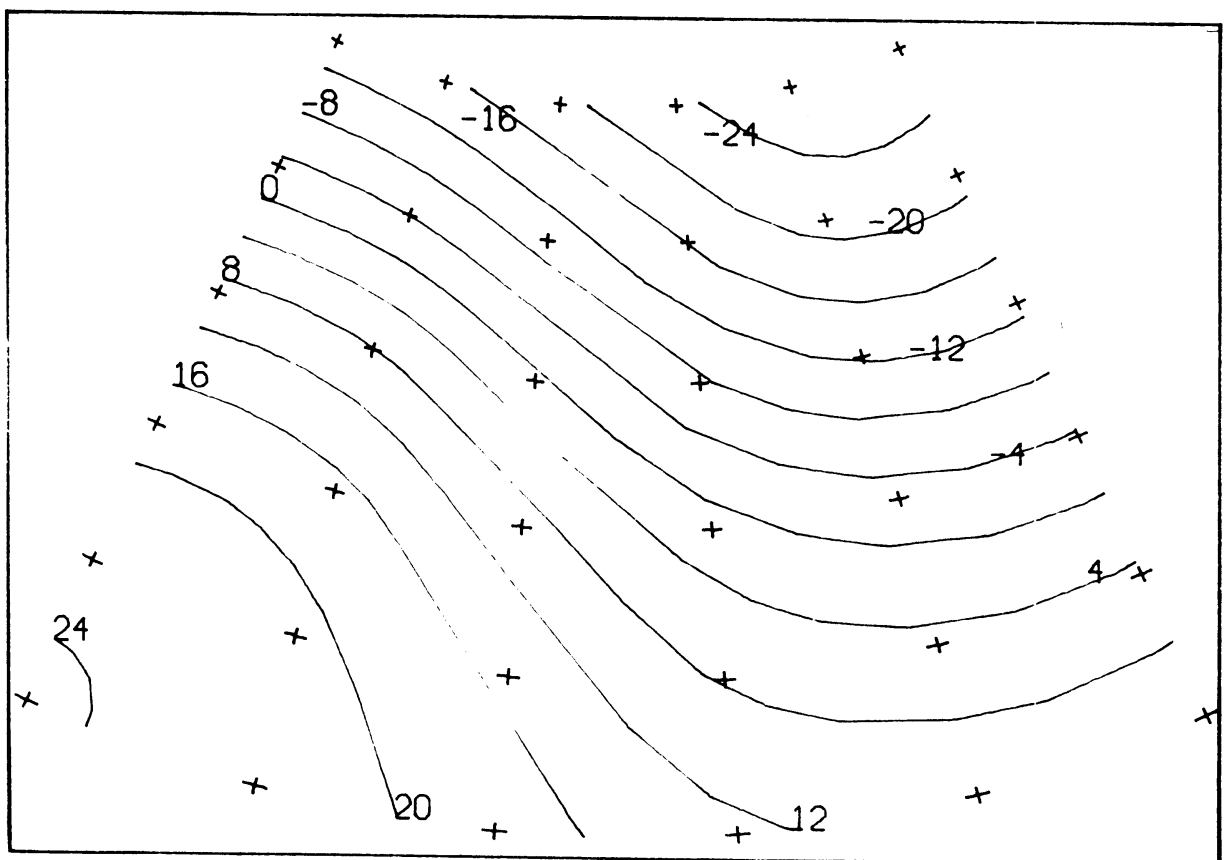
Figuur 5: Derde eigenpatroon. Relatieve restvariantie 33%.



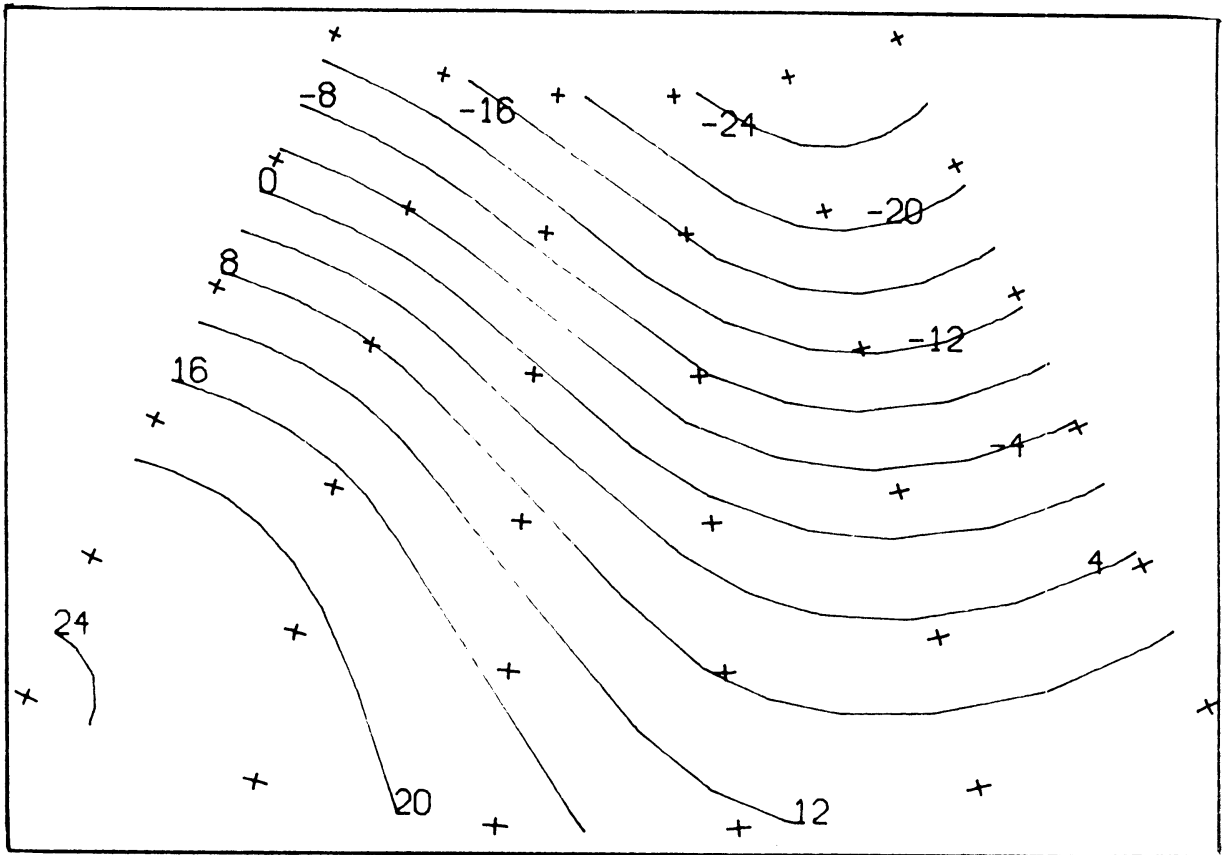
Figuur 6: Vierde eigenpatroon. Relatieve restvariantie 23%.



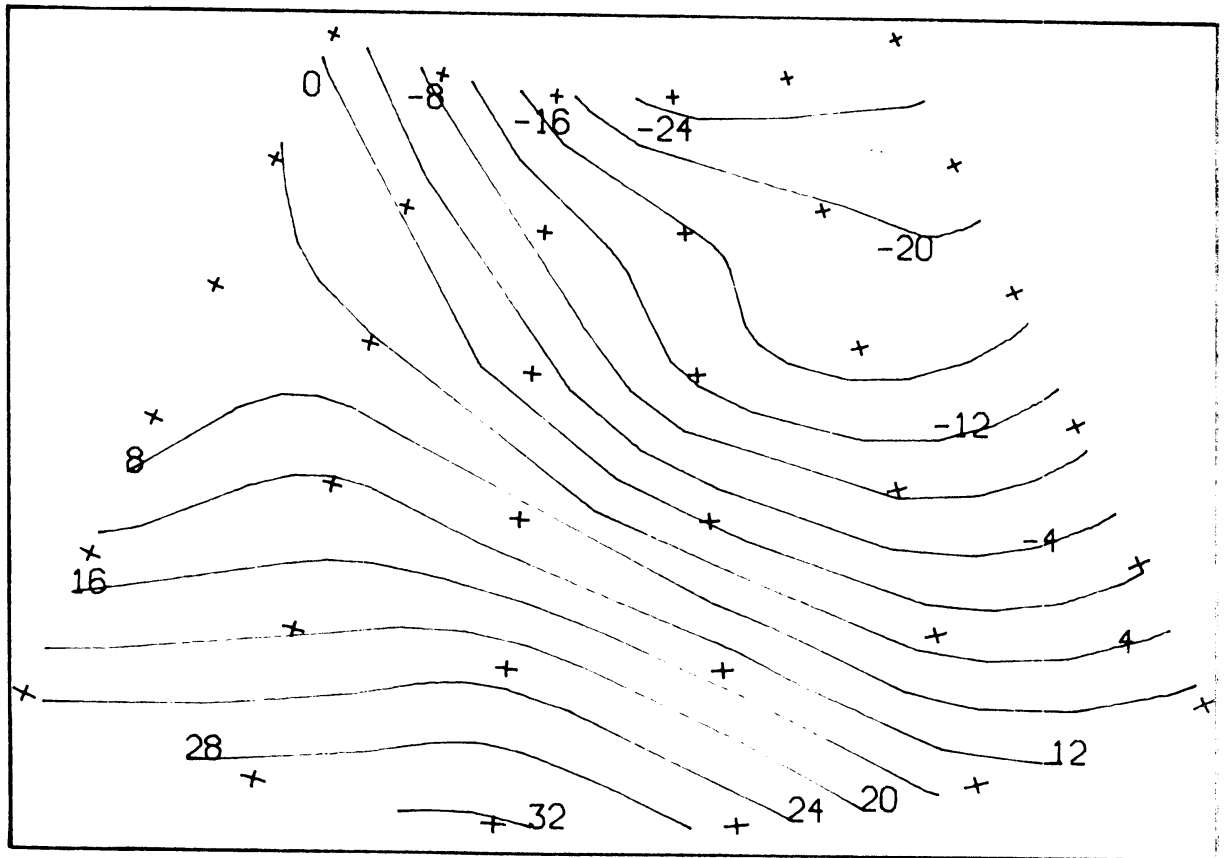
Figuur 7: Benadering met eerste eigenpatroon. ($s_1 = -1, 20$)



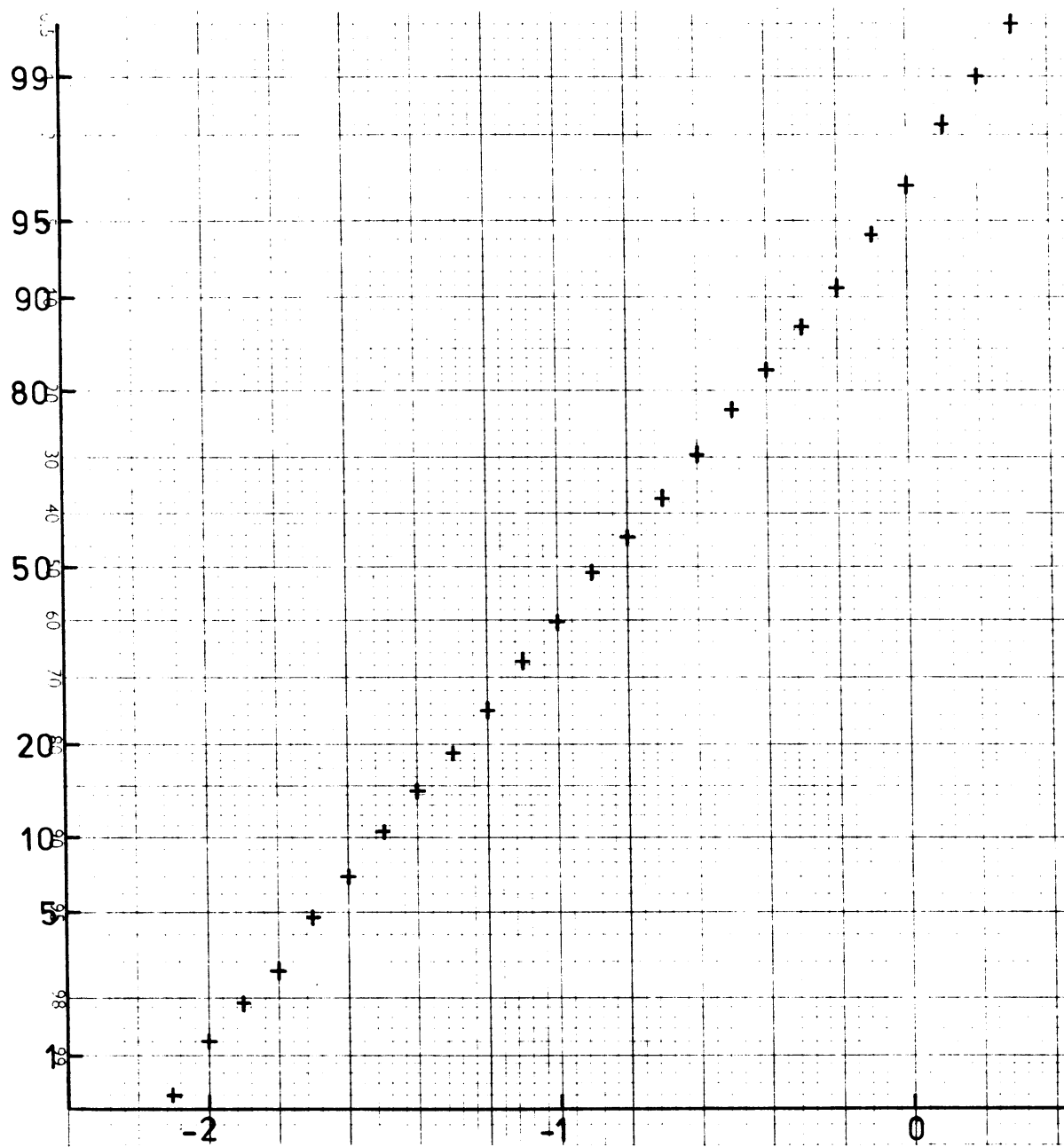
Figuur 8: Benadering met twee eigenpatronen. ($s_2 = -1, 16$)



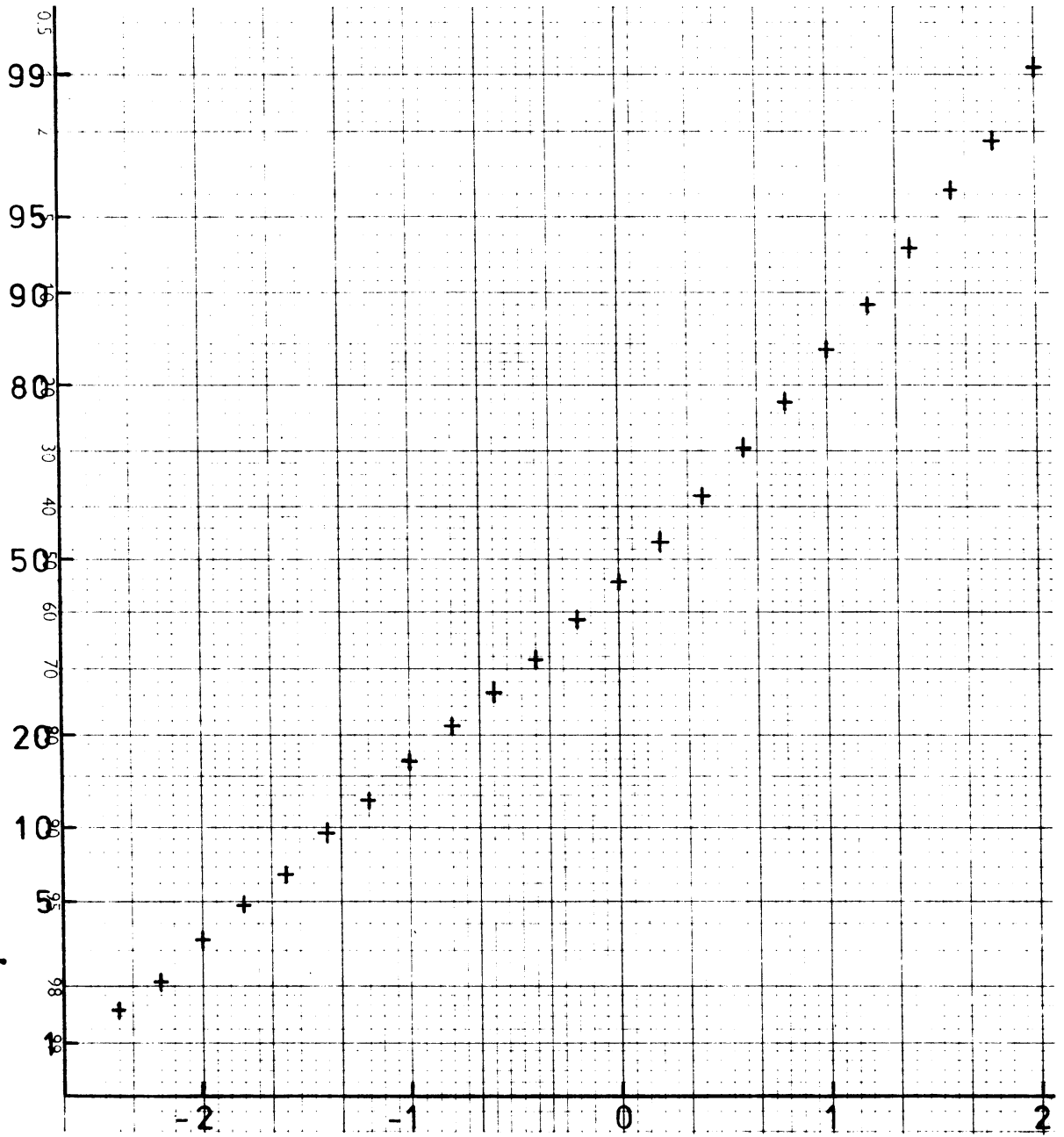
Figuur 9: Benadering met drie eigenpatronen. ($s_3=0,01$)



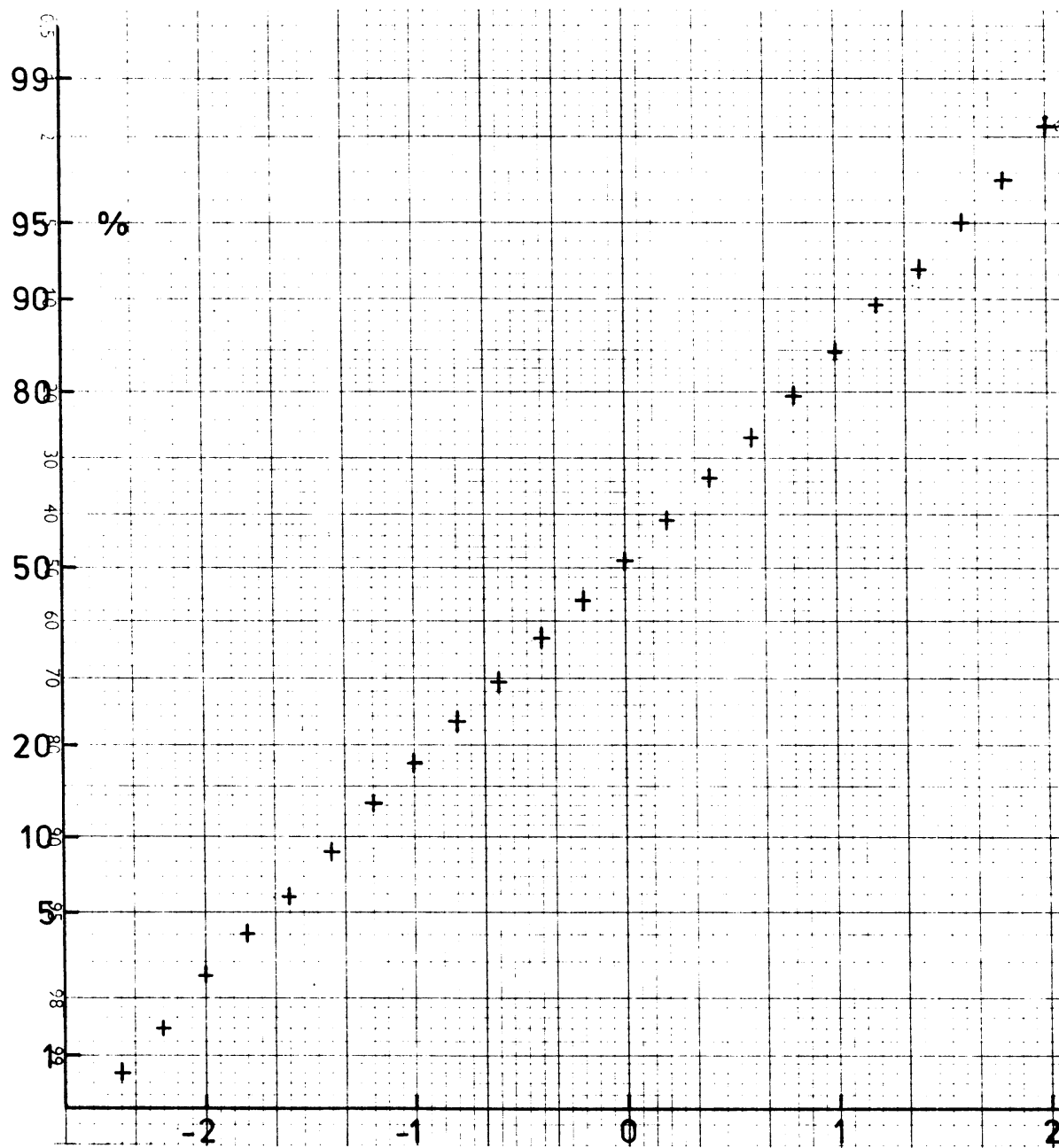
Figuur 10: Het oorspronkelijke patroon. (16-02-1978)



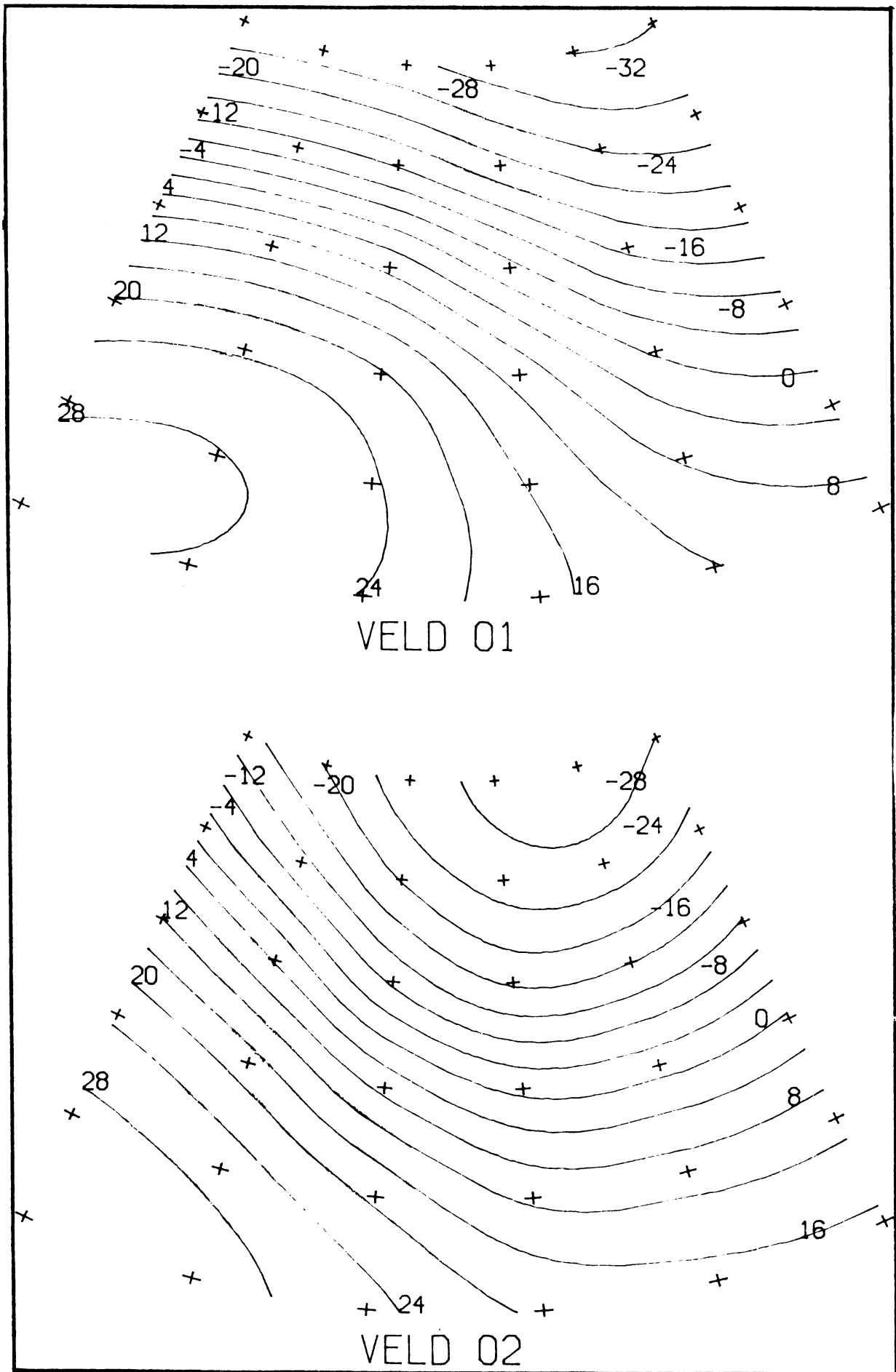
Figuur 11: Frequentieverdeling van score 1.



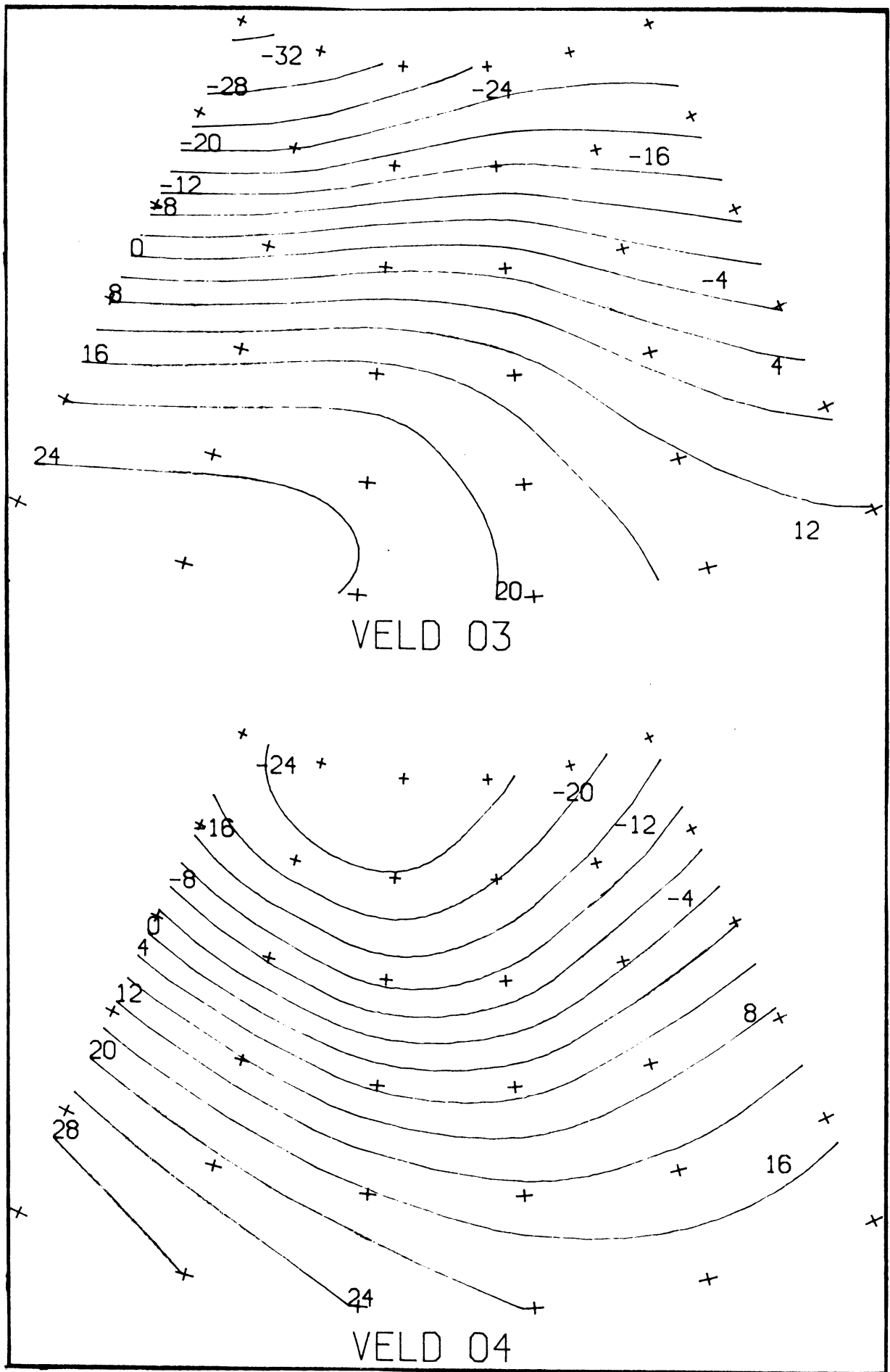
Figuur 12: Frequentieverdeling van score 2.



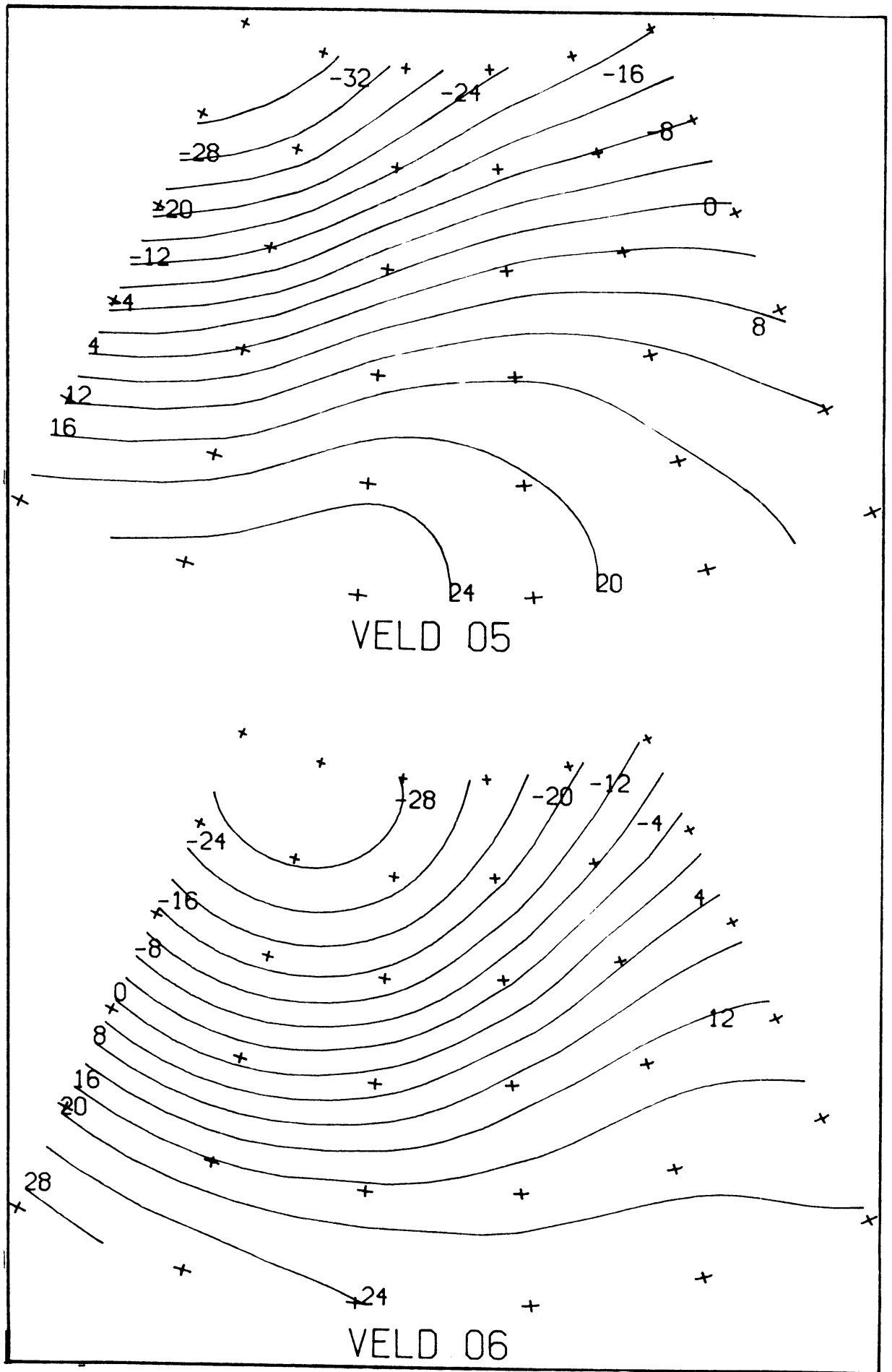
Figuur 13: Frequentieverdeling van score 3.



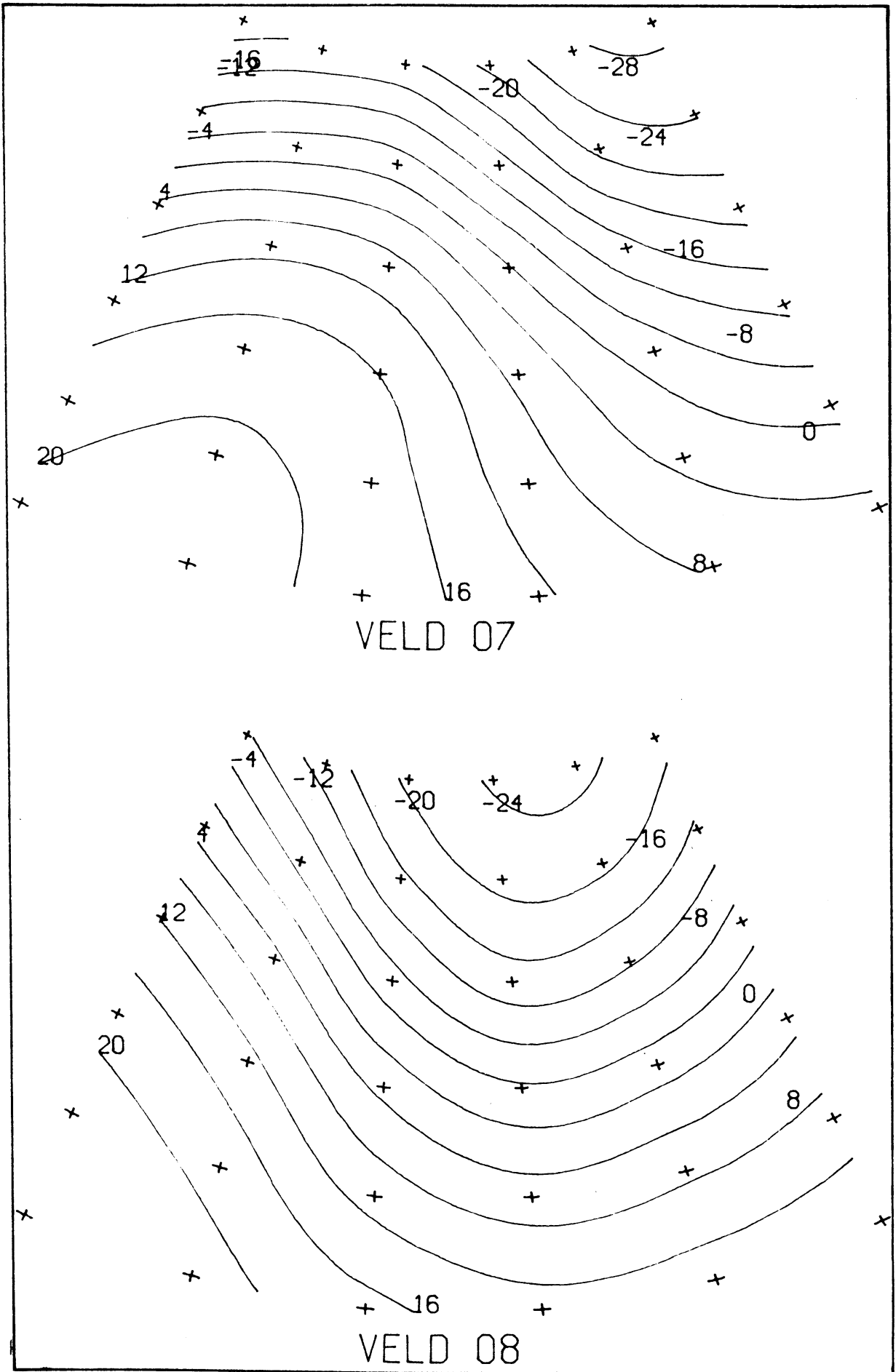
Figuur 14: Gemiddelde patronen van klasse 1 en 2 van P30.



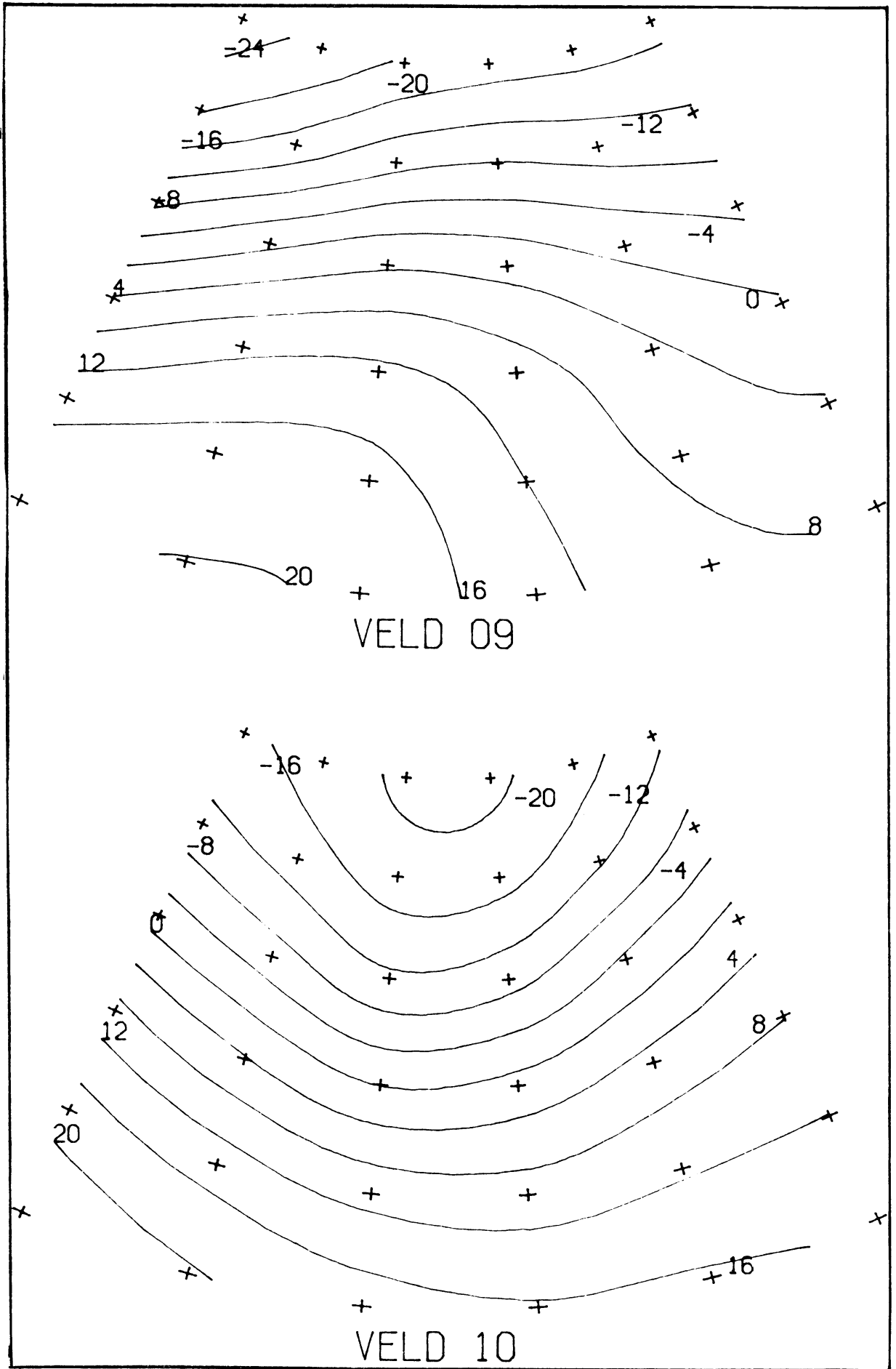
Figuur 15: Gemiddelde patronen van klasse 3 en 4 van P30.



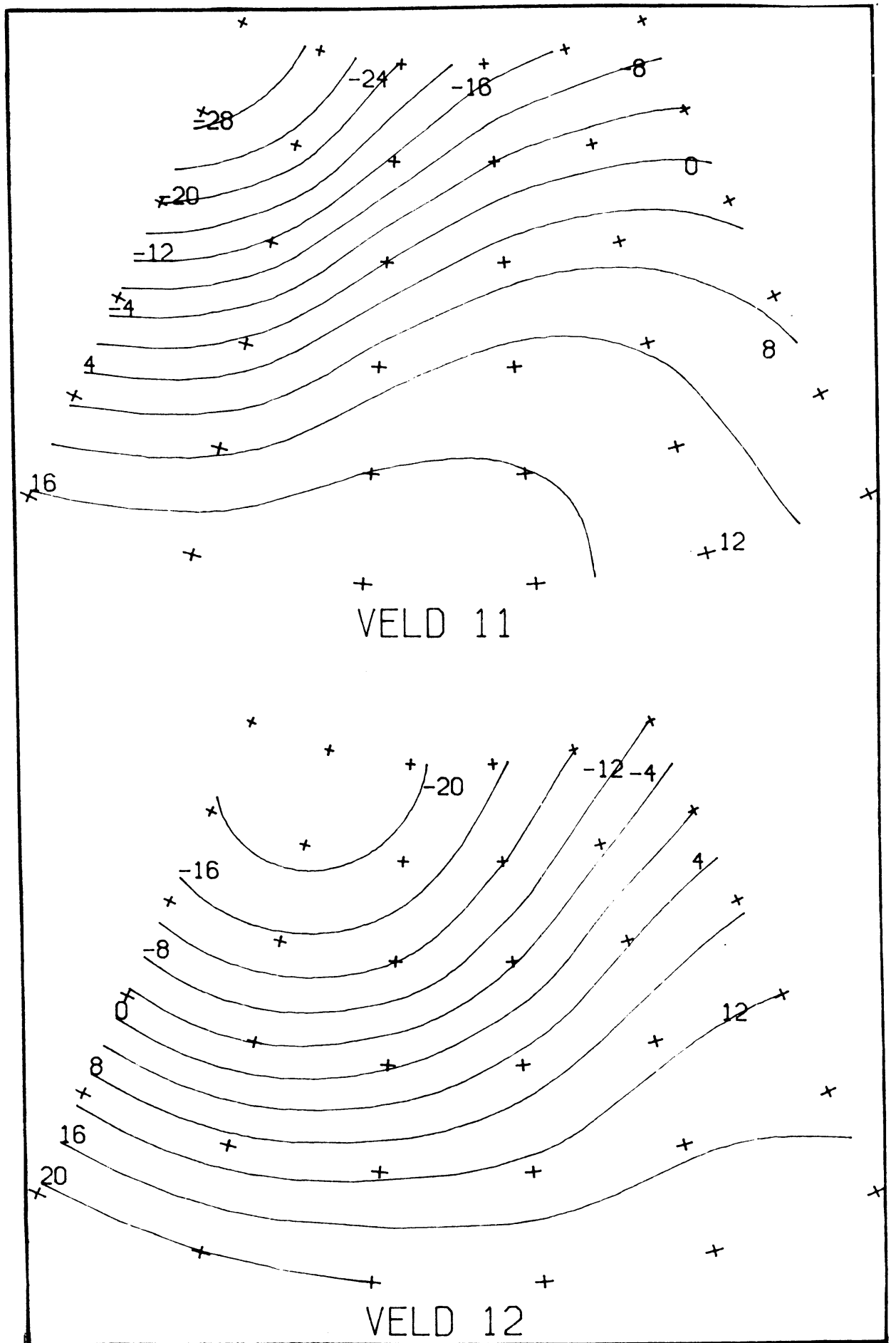
Figuur 16: Gemiddelde patronen van klasse 5 en 6 van P30.



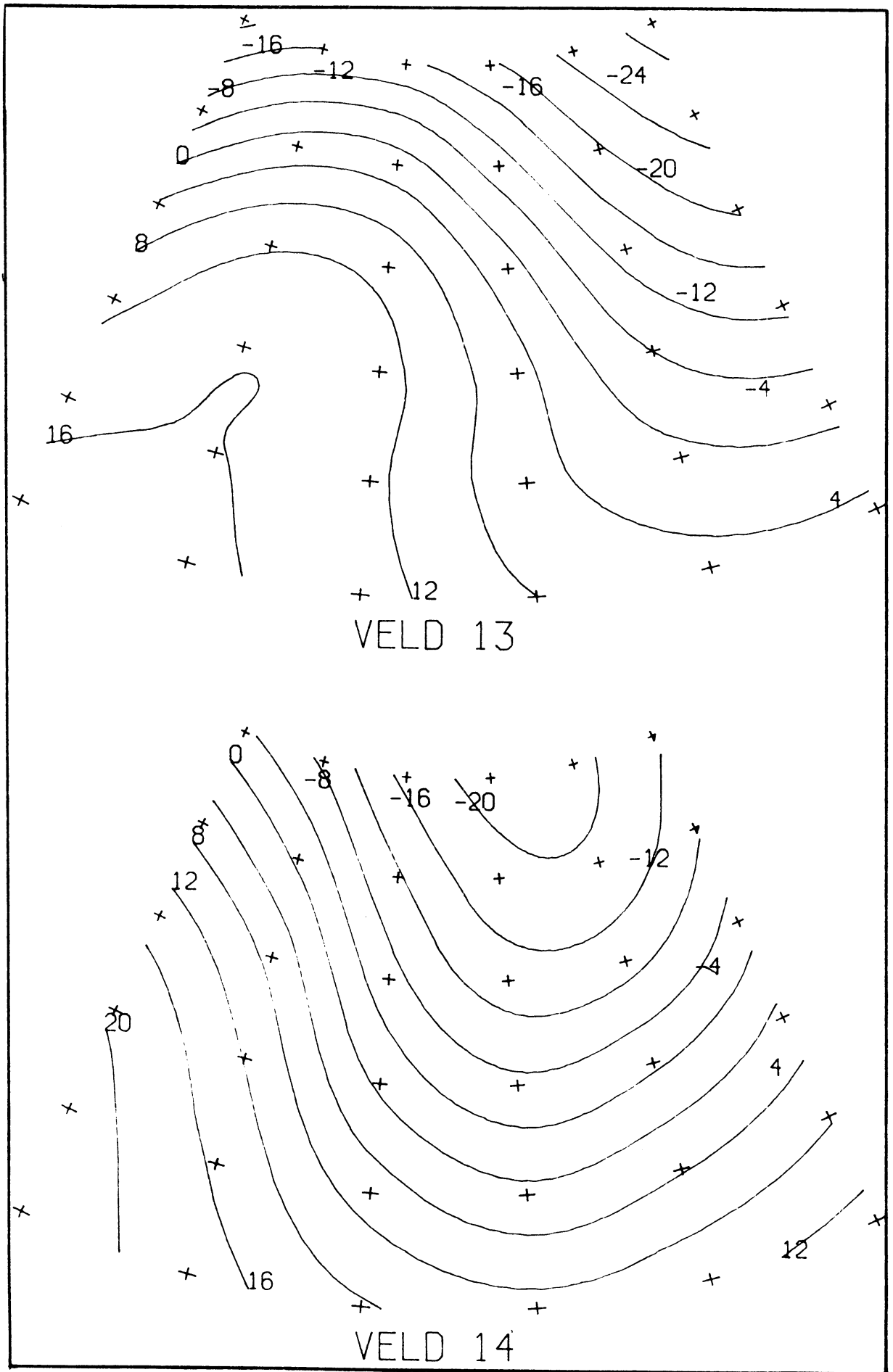
Figuur 17: Gemiddelde patronen van klasse 7 en 8 van P30.



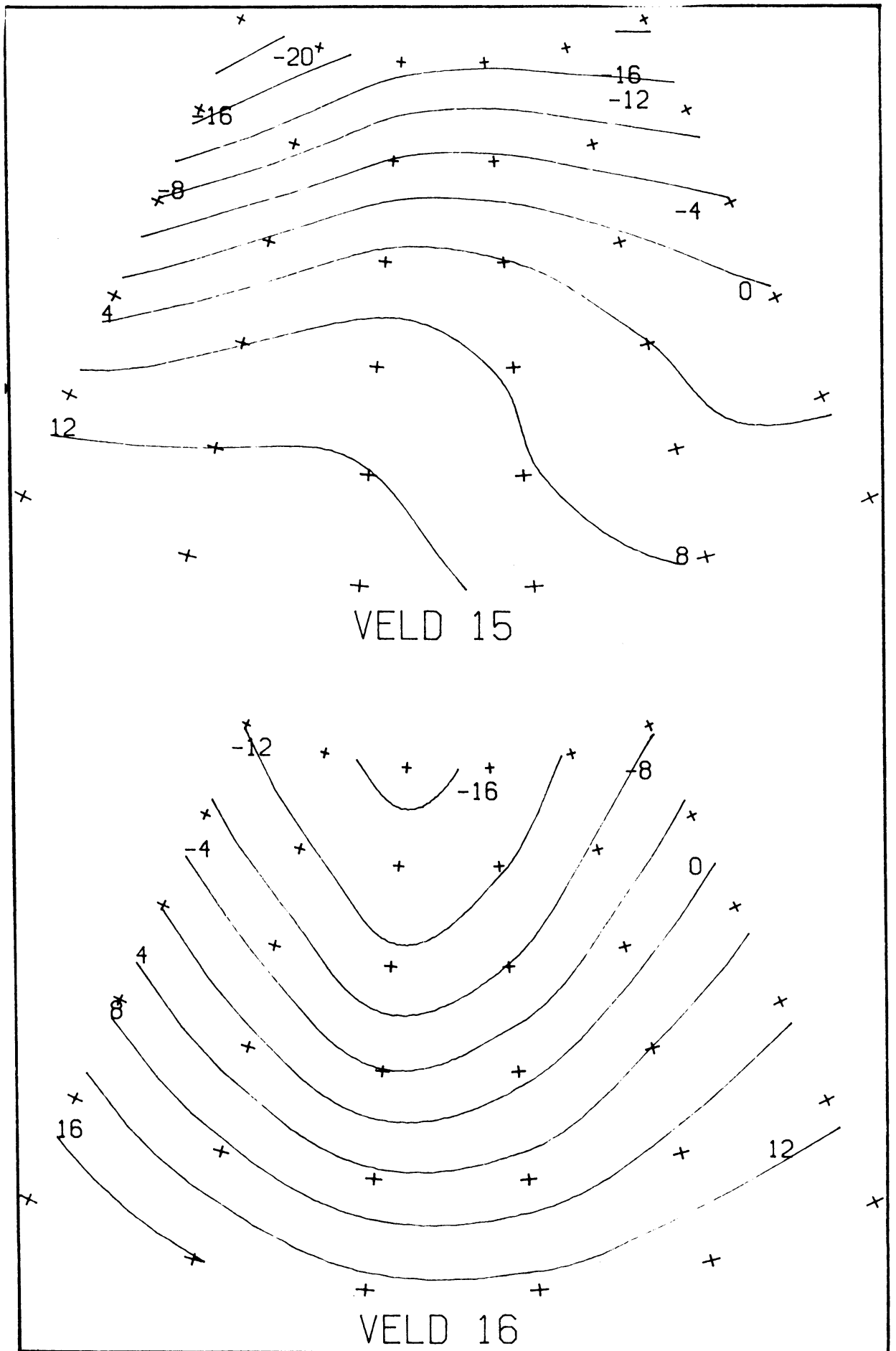
Figuur 18: Gemiddelde patronen van klasse 9 en 10 van P30.



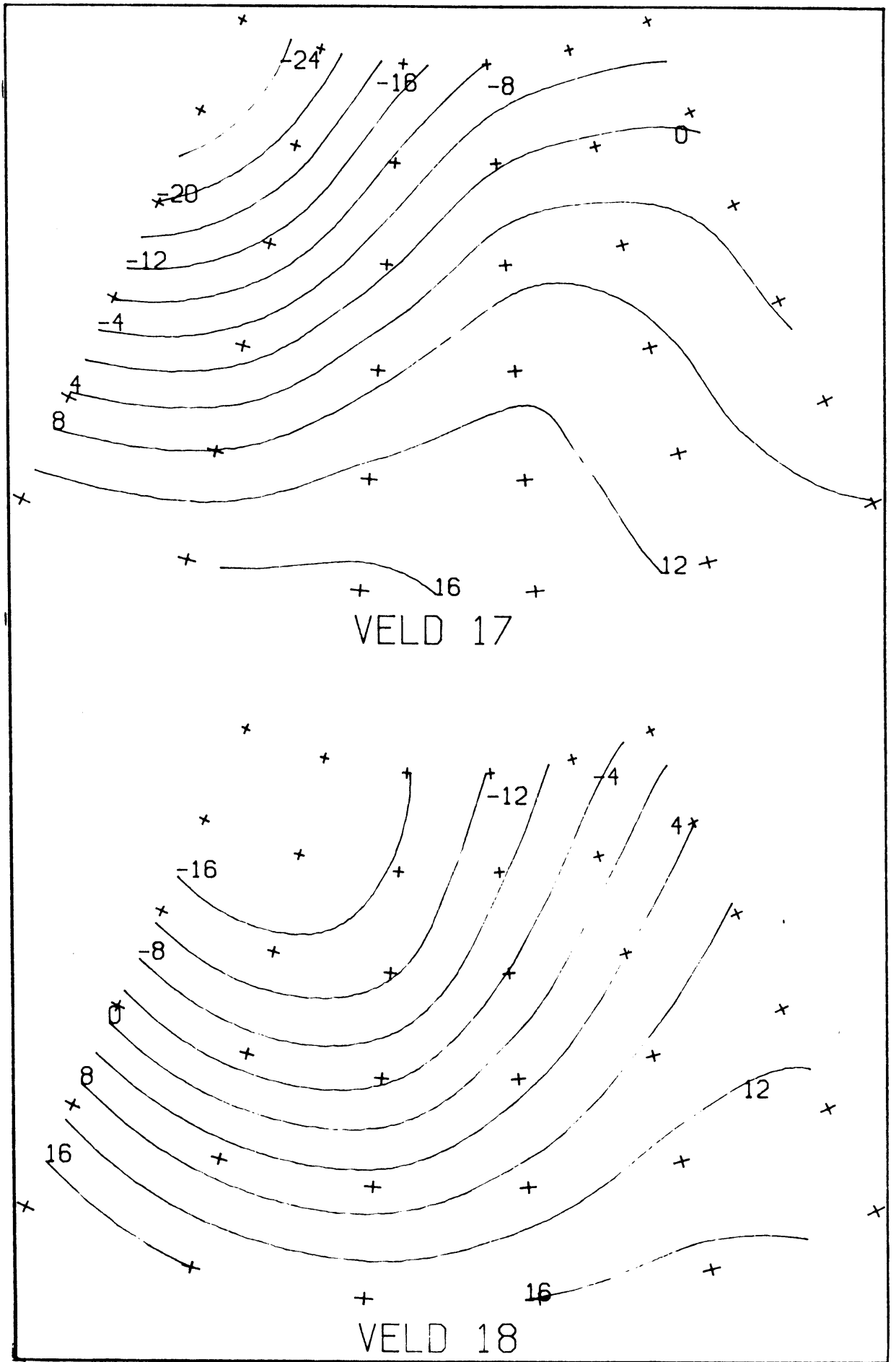
Figuur 19: Gemiddelde patronen van klasse 11 en 12 van P30.



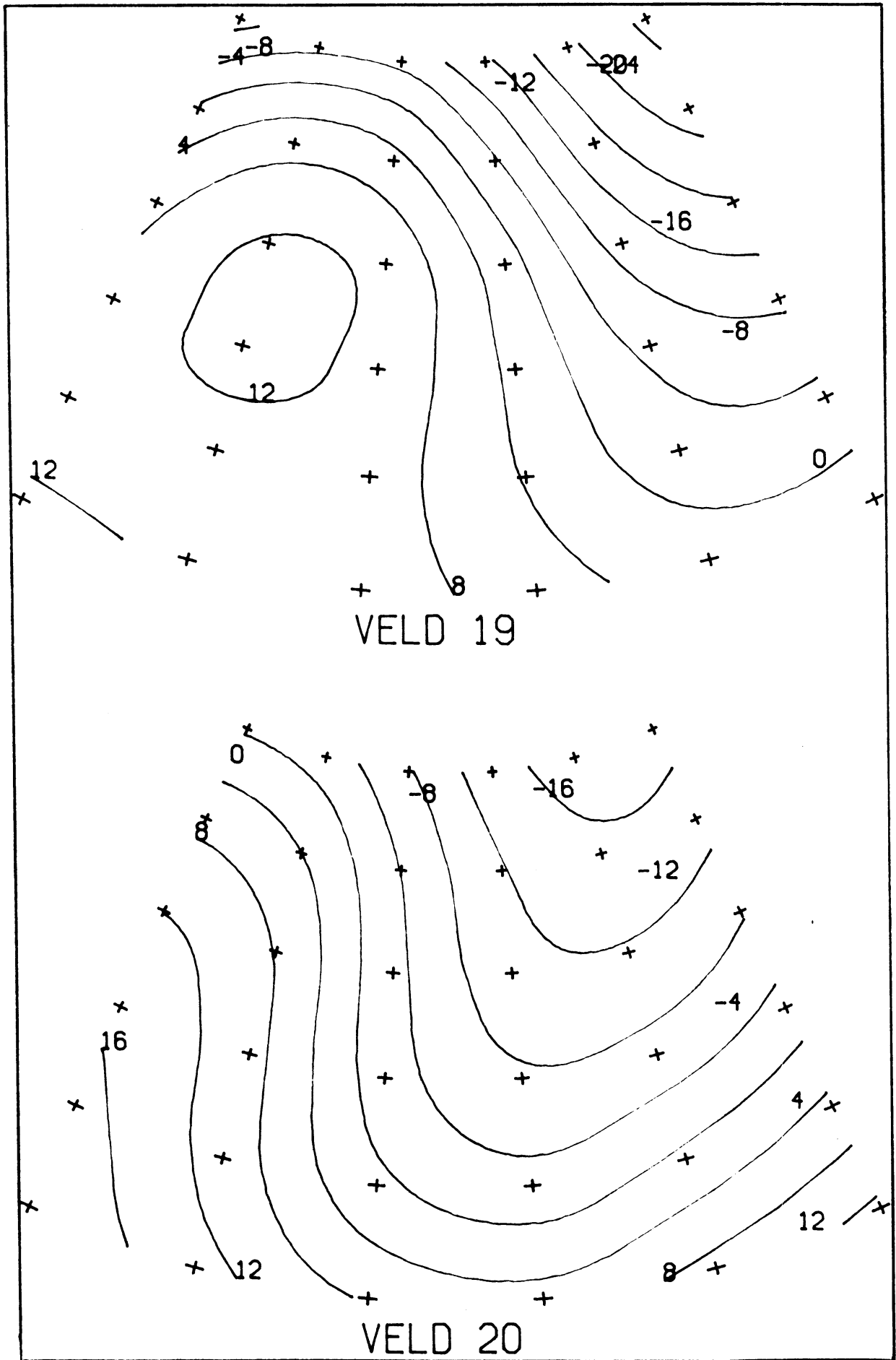
Figuur 20: Gemiddelde patronen van klasse 13 en 14 van P30.



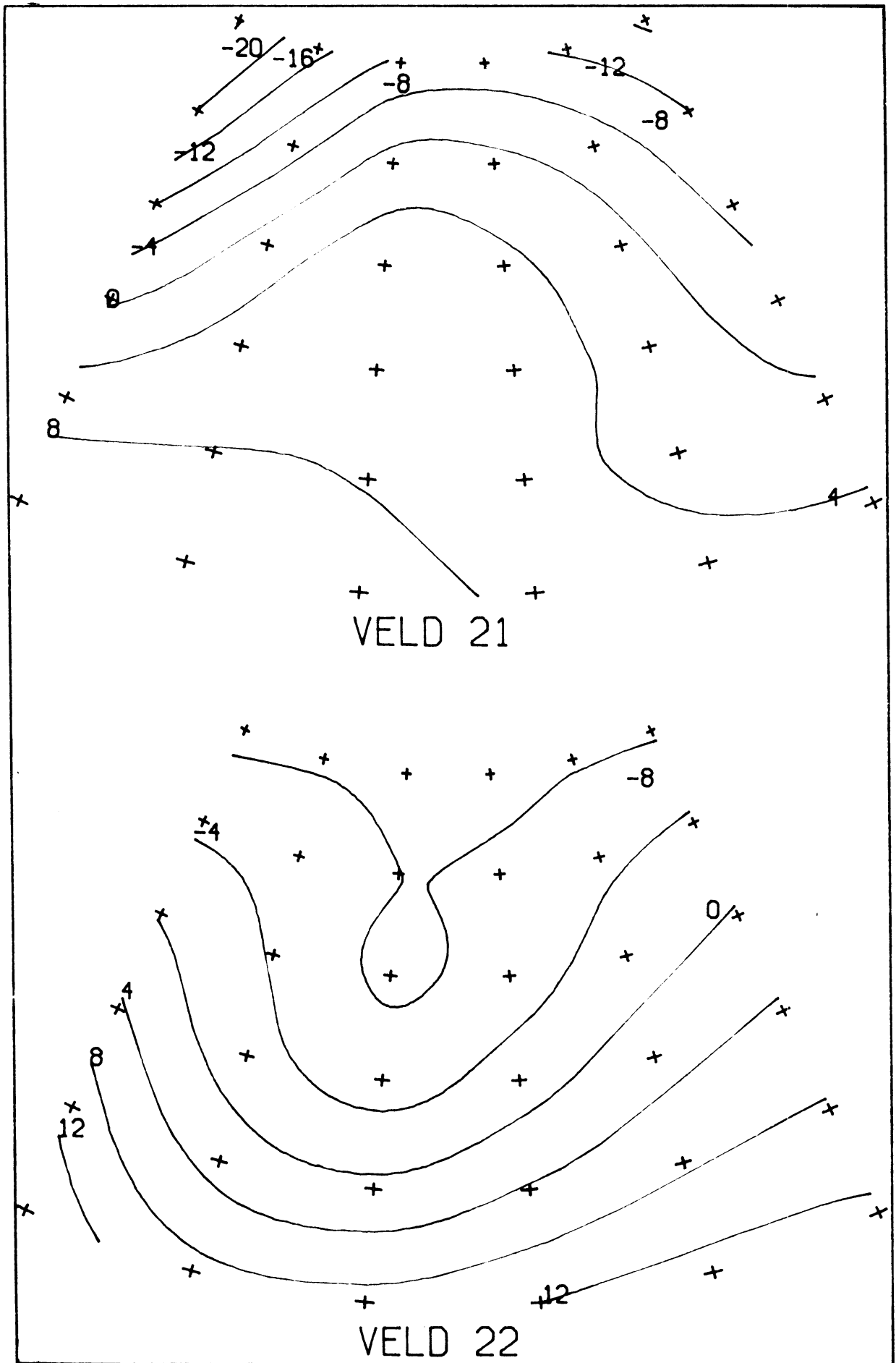
Figuur 21: Gemiddelde patronen van klasse 15 en 16 van P30.



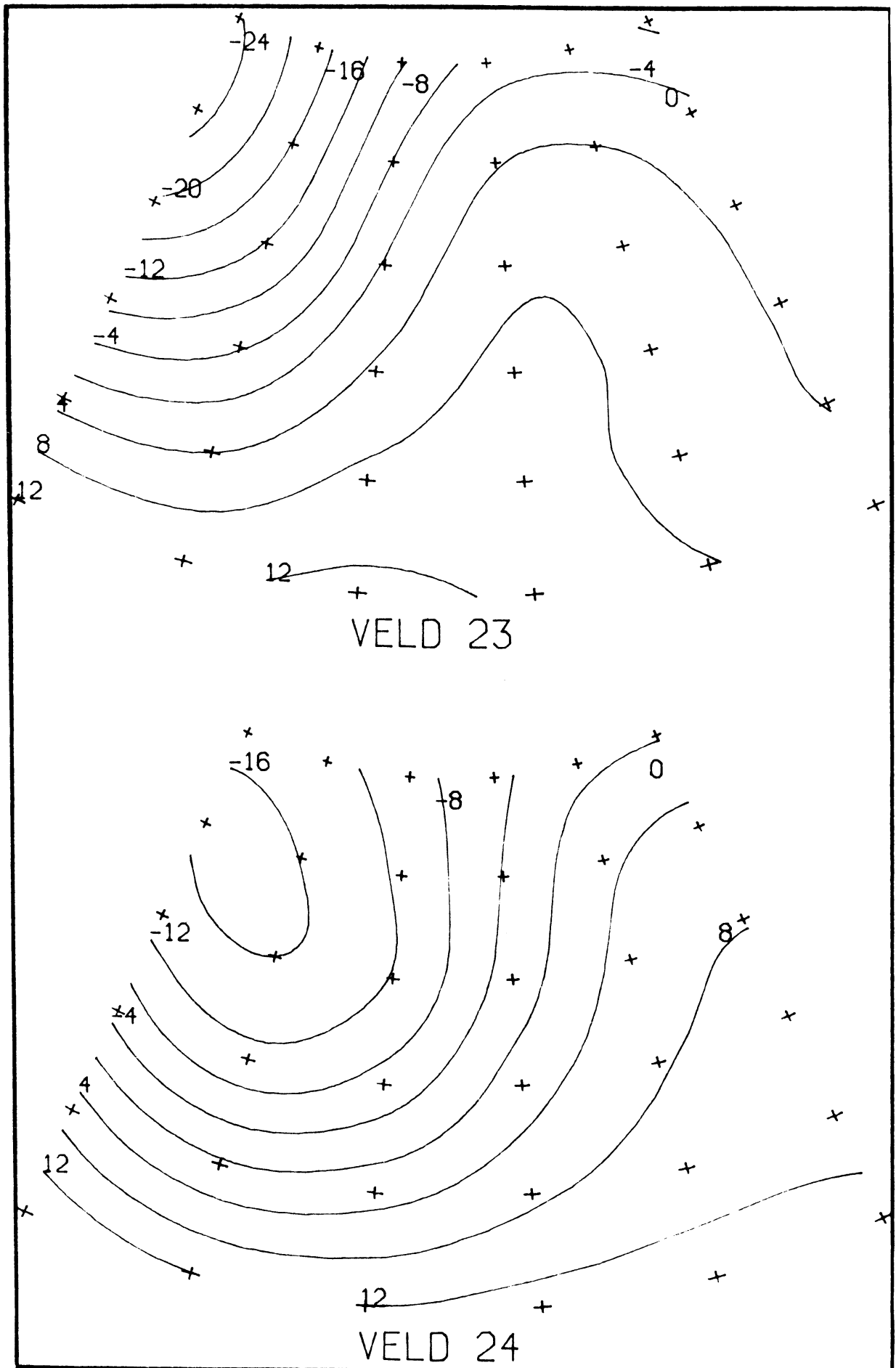
Figuur 22: Gemiddelde patronen van klasse 17 en 18 van P30.



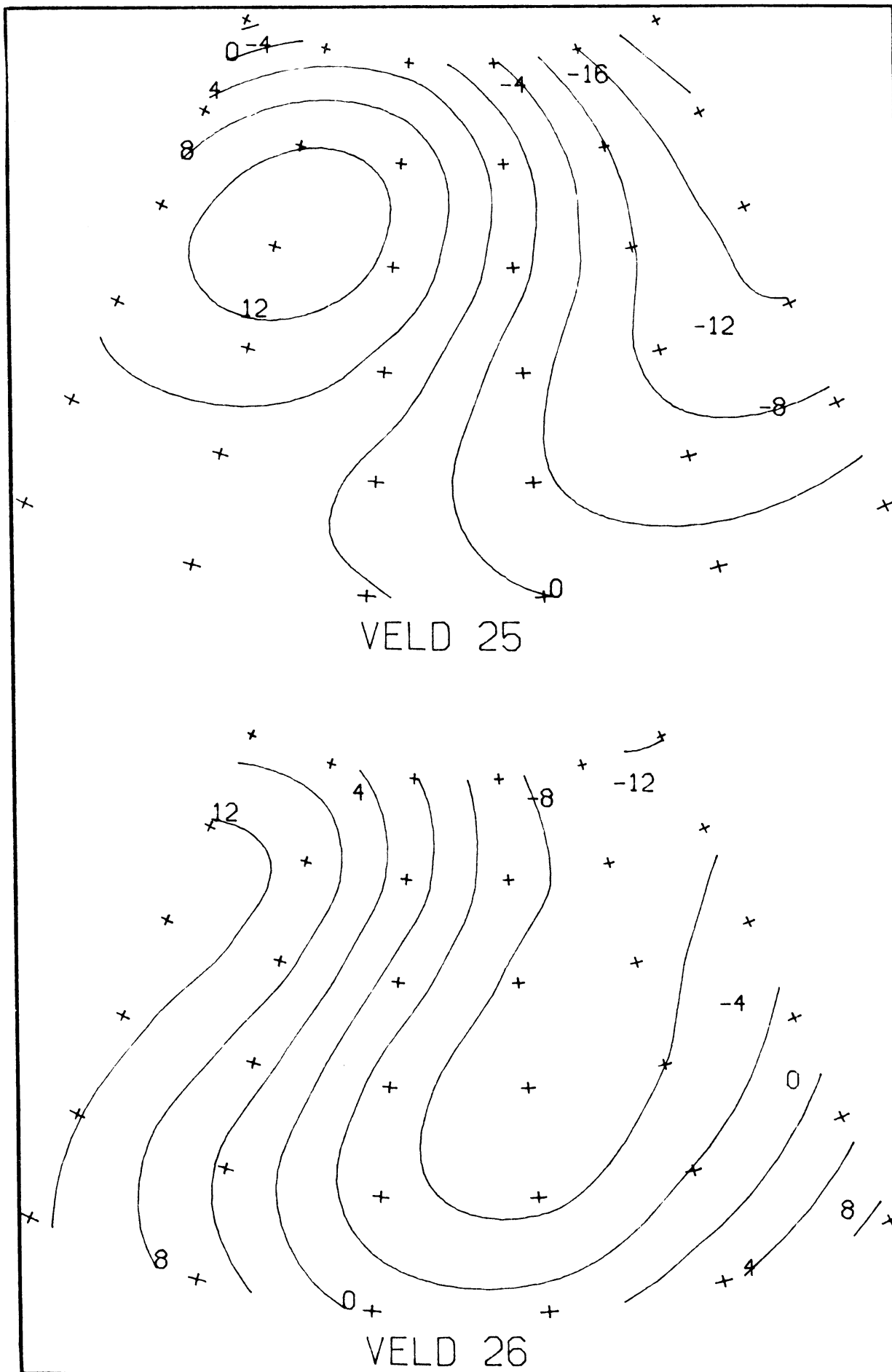
Figuur 23: Gemiddelde patronen van klasse 19 en 20 van P30.



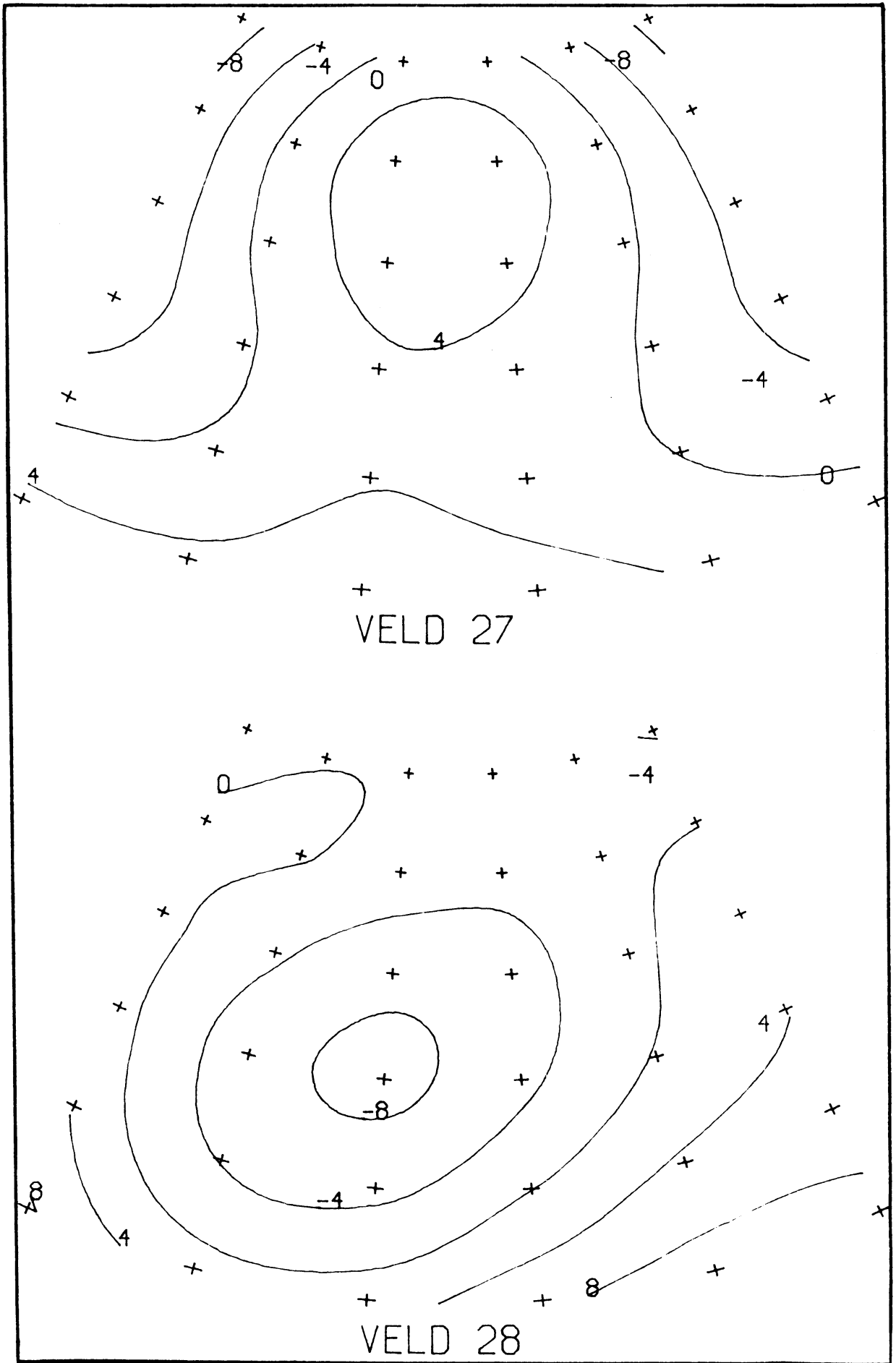
Figuur 24: Gemiddelde patronen van klasse 21 en 22 van P30.



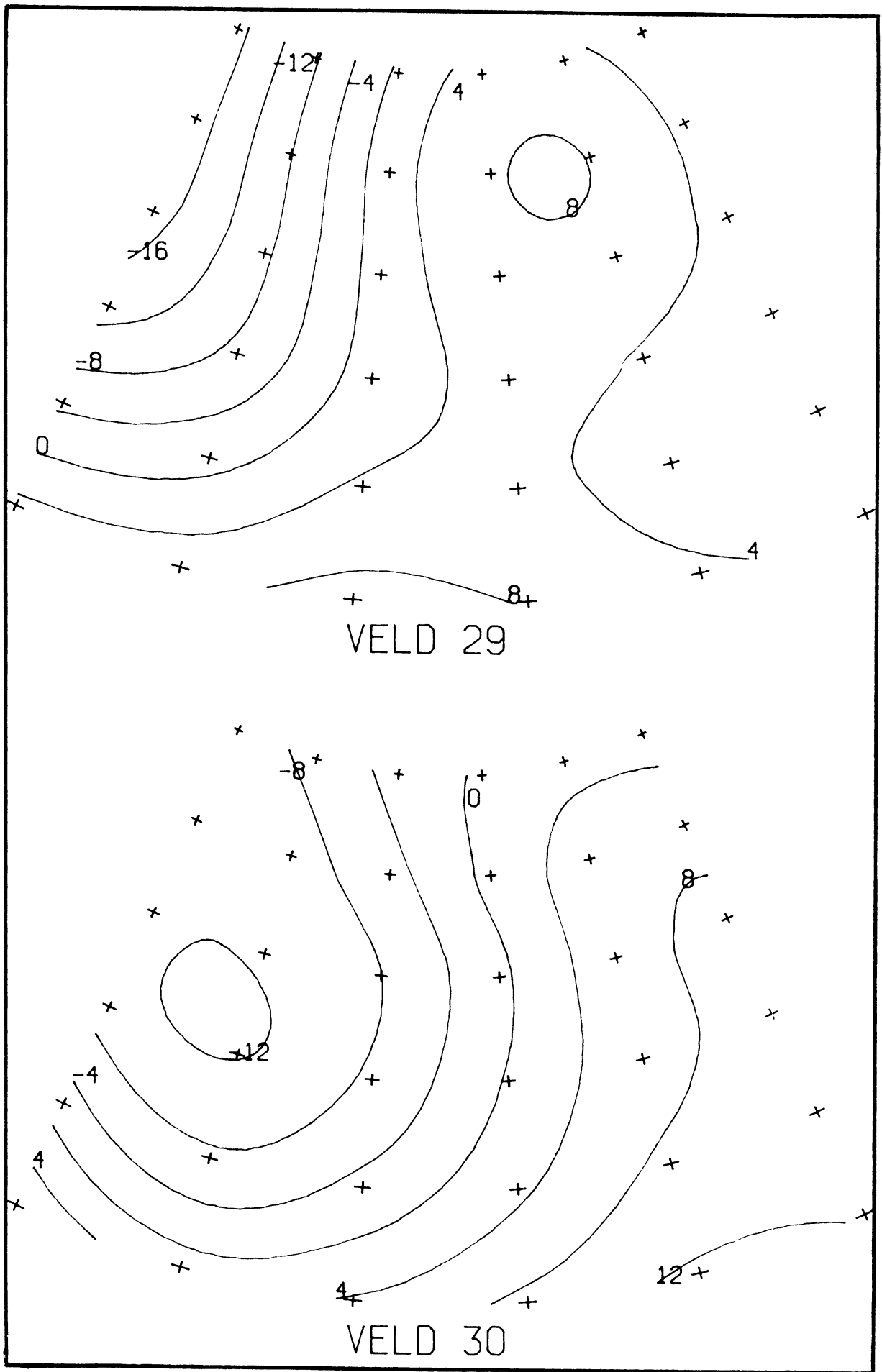
Figuur 25: Gemiddelde patronen van klasse 23 en 24 van P30.



Figuur 26: Gemiddelde patronen van klasse 25 en 26 van P30.



Figuur 27: Gemiddelde patronen van klasse 27 en 28 van P30.



Figuur 28: Gemiddelde patronen van klasse 29 en 30 van P30.