



Centre for **E**ffective **P**ublic **H**ealth In the larger **R**otterdam area

Big data in de volksgezondheid: inzicht in de effectiviteit van preventiemaatregelen

Prof dr Alex Burdorf
Hoogleraar Maatschappelijke Gezondheidszorg
Afdeling Maatschappelijke Gezondheidszorg
Erasmus MC Rotterdam

Ism
BOLD (Big Open Linked Data) kenniswerkplaats van universiteiten van
Leiden, Delft en Rotterdam

CEPHIR is de academische werkplaats van de afdeling Maatschappelijke Gezondheidszorg van het Erasmus MC en de GGD Rotterdam-Rijnmond. In CEPHIR participeren verder: GGD Zeeland, GGD Zuid-Holland Zuid, Soa Aids Nederland en Stichting Voedingscentrum Nederland. Huisman Onderzoekscentrum Infectieziekten en Publieke Gezondheid is onderdeel van CEPHIR



Big data ontwikkelingen in de volksgezondheid

1. Vooral veel gegevens
 - * slimme mogelijkheden om bestaande gegevens te gebruiken: van beschrijvend onderzoek tot beleidsevaluatie
2. Vooral dynamische gegevens
 - * realtime meten van gedrag in bepaalde omgeving
 - * gebruik van gamification om gezonder gedrag te bevorderen
3. Vooral verrijking van gegevens
 - * door koppelen van gegevens nieuwe onderzoeken mogelijk maken

Voorbeeld 1: Lokale gezondheidsverschillen

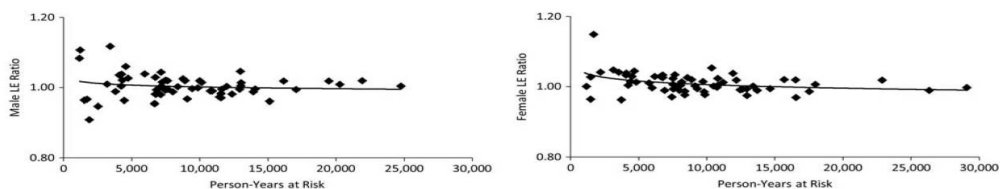


Figure 2. Ratios (traditional approach/Bayesian approach) of life expectancy (LE) among men (left) and women (right) for neighborhoods in Rotterdam, the Netherlands, 2008–2009. The solid line represents the fitted log-linear regression curve.

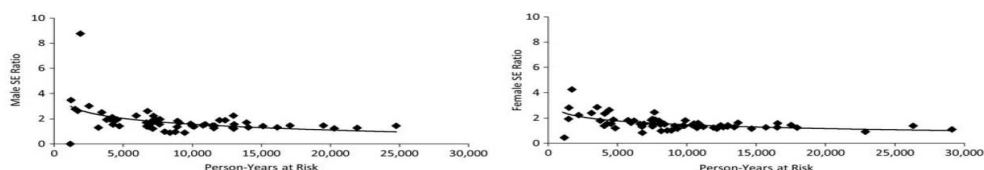


Figure 3. Ratios (traditional approach/Bayesian approach) of the estimated standard error (SE) of life expectancy among men (left) and women (right) for neighborhoods in Rotterdam, the Netherlands, 2008–2009. The solid line represents the fitted log-linear regression curve.

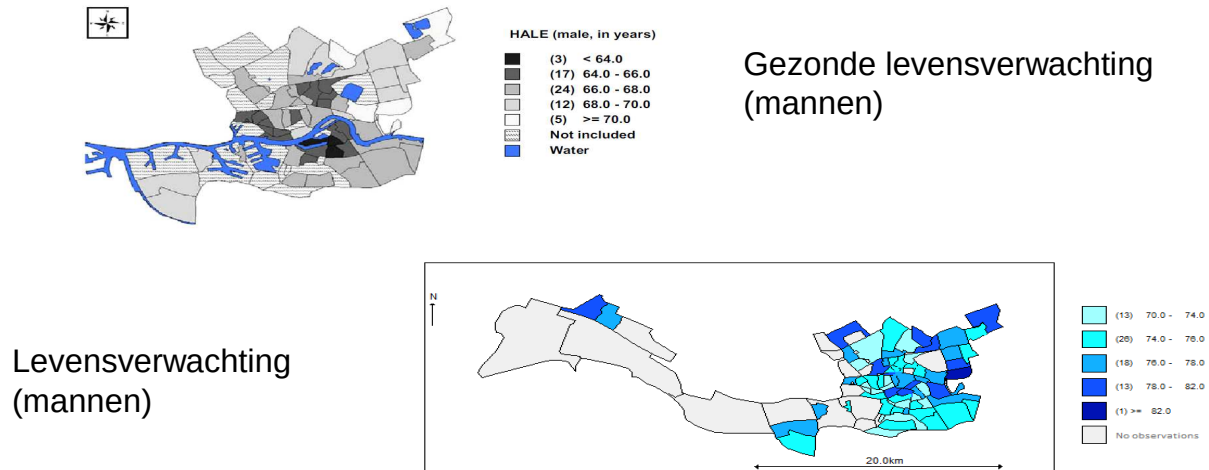
Betere schatter en vooral veel kleiner betrouwbaarheidsinterval

Voorbeeld 1: Lokale gezondheidsverschillen

Table 4
Health-adjusted life expectancy (HALE) estimates for those 10 neighborhoods in Rotterdam, The Netherlands, that have the lowest estimated HALE in the 2004–2006 period, combined with the (posterior) probability that each neighborhood belongs to the top-5 of neighborhoods with the lowest HALE.

Sex	Neighborhood	Estimated HALE	Standard deviation	Rank	Prob. (worst-5)
Male	Afrikaanderwijk	63.3	0.99	1	0.79
Male	Bloemhof	63.9	0.88	2	0.55
Male	Katendrecht	64.0	1.18	3	0.51
Male	Oud-Crooswijk	64.1	0.94	4	0.46
Male	Feijenoord	64.1	1.04	5	0.44
Male	Tussendijken	64.3	1.00	6	0.35
Male	Tarwewijk	64.5	0.91	7	0.25
Male	Schiemond	64.5	1.13	8	0.30
Male	Carnisse	64.5	1.00	9	0.27
Male	Oude Noorden	64.6	0.81	10	0.19
Female	Oud-Crooswijk	64.9	1.13	1	0.81
Female	Afrikaanderwijk	65.2	1.12	2	0.71
Female	Oude Noorden	65.6	0.94	3	0.57
Female	Bloemhof	65.9	0.96	4	0.42
Female	Feijenoord	66.0	1.13	5	0.40
Female	Nieuw-Crooswijk	66.1	1.32	6	0.36
Female	Rubroek	66.1	1.02	7	0.31
Female	Katendrecht	66.2	1.26	8	0.34
Female	Tussendijken	66.5	1.13	9	0.22
Female	Liskwartier	66.5	1.13	10	0.21

Voorbeeld 1: Lokale gezondheidsverschillen



Voorbeeld 1: Lokale gezondheidsverschillen

Onderzoek naar buurtverschillen in gezondheid

Relevante vragen:

- verhuizen van Tarwewijk naar Nesselande: 7,7 jaar ouder?
- samenstelling van de buurt of sociale en fysieke omgeving?





1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 2: Dak- en thuislozen in Rotterdam

Relevante beleidsvraag:

- * hoe groot is de gezondheidsachterstand van dak- en thuislozen?
- * wat zijn de effecten van het huidige beleid (Plan Maatschappelijke Opvang)?

Bestaande situatie:

- * geen inzicht in levensloop in gezondheid
- * geen systematisch inzicht (alleen registraties van straatarts)
- * geen inzicht in trends over de tijd

- 
- Cohort van daklozen (20+) die in 2001 instelling voor opvang bezochten in Rotterdam
 - Instelling voor daklozen opvang (gesubsidieerd + kerk) en verschillende typen opvang (dagopvang, nachtopvang, dag- en nachtopvang, buitenslapers, ziekenboeg)
 - Per instelling: lijst met naam, voornaam, initialen, geboortedatum
 - Samenvoegen lijsten: 5810 records & Ontdubbelen: 3398 personen
 - Koppeling met GBA -> studie populatie: 2159 personen
 - Selectie leeftijd 20+: 2096 personen: M: 1846, V: 250
 - Administratieve follow-up van cohort door koppeling GBA
 - Koppeling overleden met Doodsoorzaken statistiek binnen “beveiligde CBS omgeving”

TABEL 1 Kenmerken van het cohort daklozen mannen en vrouwen in Rotterdam in 2001*

kenmerk	daklozen (n = 2096)
leeftijd in jaren; gemiddelde	40,6
20-29	345 (16)
30-39	711 (34)
40-49	665 (32)
50-59	260 (12)
60-69	89 (4)
70+	26 (1)
♂	1846 (88)
follow-upduur in jaren; gemiddelde	8,4
type opvang	
alleen dagopvang	635 (30)
verpleegbed	80 (4)
overigt	1381 (66)
sterfte gedurende follow-up	265 (13)
geëmigreerd†	248 (12)
in leven sinds 1 november 2011	1588 (76)

COHORT



1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 2: Dak- en thuislozen in Rotterdam

TABEL 4 Resterende levensverwachting van dakloze en niet-dakloze mannen en vrouwen en verschillen in resterende levensverwachting op 20- en 30-jarige leeftijd

variabele	resterende levensverwachting in jaren (95%-BI)	
	20-jarige leeftijd	30-jarige leeftijd
dakloze mannen	43,1 (39,8-46,4)	36,7 (34,8-38,6)
dakloze vrouwen	46,2 (40,6-51,8)	36,2 (30,6-41,8)
Rotterdamse mannen	57,4 (57,3-57,5)	47,7 (47,6-47,8)
Rotterdamse vrouwen	61,9 (61,8-62,0)	52,1 (52,0-52,2)
dakloze mannen - dakloze vrouwen	- 3,1 (-9,6-3,4)	0,5 (-5,4- -6,4)
dakloze mannen - Rotterdamse mannen	-14,3 (-17,6- -11,0)	-11,0 (-12,9- -9,1)
dakloze vrouwen - Rotterdamse vrouwen	-15,8 (-21,4- -10,2)	-15,9 (-21,5- -10,3)

Nusselder et al, 2013 (Eng) / Nusselder et al, 2014 (NL)



TABEL 1 Sterfte in de periode 2001-2010 in een Rotterdams daklozencohort naar doodsoorzaak vergeleken met de algemene Rotterdamse bevolking*

doodsoorzaak	daklozen (n = 2130)	Rotterdamse bevolking (n = 610.385)
infectieziekten	0,05 (0,03-0,08)	0,02 (0,01-0,02)
kanker	0,17 (0,13-0,22)	0,27 (0,27-0,27)
psychiatrische aandoeningen	0,05 (0,03-0,08)	0,05 (0,05-0,06))
cardiovasculaire ziekten	0,22 (0,17-0,27)	0,31 (0,31-0,32)
ademhalingsziekten	0,06 (0,03-0,10)	0,10 (0,10-0,10)
maag-darmaandoeningen	0,07 (0,05-0,11)	0,05 (0,04-0,06)
overige aandoeningen†	0,13 (0,09-0,17)	0,16 (0,16-0,16)
niet-natuurlijke dood‡	0,26 (0,21-0,32)	0,04 (0,04-0,04)
vergiftigingen	0,07 (0,04-0,11)	0,00 (0,00-0,01)
overige ongevallen§	0,06 (0,04-0,10)	0,02 (0,02-0,03)
opzettelijk toegebracht letsel	0,13 (0,09-0,18)	0,01 (0,01-0,01)
suicide	0,11 (0,07-0,15)	0,01 (0,01-0,01)

Nusselder et al. NTVG 2018;162:D2626

Grootste verschil dak- en thuislozen en Rotterdamse bevolking:
Niet-natuurlijke dood



TABEL 2 Verandering in de sterfte in een Rotterdams daklozencohort naar doodsoorzaak vóór invoering van sociale beleidsmaatregelen (2001-2005) en daarna (2006-2010)

doodsoorzaak	HR na vs. vóór invoering (95%-BI)
infectieziekten	0,51 (0,15-1,76)
kanker	0,51 (0,15-1,76)
psychiatrische aandoeningen	2,44 (0,66-9,09)
cardiovasculaire ziekten	1,39 (0,81-2,39)
ademhalingsziekten	0,84 (0,30-2,32)
maag-darmaandoeningen	2,17 (0,78-6,07)
overige aandoeningen	0,48 (0,24-0,99)
niet-natuurlijke dood*	0,68 (0,41-1,12)
vergiftigingen	0,84 (0,32-2,19)
overige ongevallen†	1,10 (0,42-2,90)
opzettelijk toegebracht letsel	0,45 (0,20-0,98)
suicide	0,53 (0,23-1,22)

Nusselder et al. NTVG 2018;162:D2626:

Beleid heeft niet-natuurlijke doodsoorzaken met 32% gereduceerd, met name letsel en suicide



1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 2: Dak- en thuislozen in Rotterdam

Door Ahmed Aboutaleb, burgemeester van Rotterdam
(a.aboutaleb@rotterdam.nl)

*Goede zorg voor dak- en thuislozen is goed voor iedereen**

Rotterdam heeft de afgelopen jaren successen geboekt met het oplossen van het probleem van dakloosheid. Van 2006-2010 kregen veel dak- en thuislozen individuele begeleiding, huisvesting, een inkomen en zorg.

Het onderzoek van straatdokter Slockers en onderzoekers van het Erasmus MC laat zien dat verbetering van de leefomstandigheden een halvering van het aantal niet-natuurlijke overlijdens binnen deze groep tot gevolg heeft. Hierbij wil ik benadrukken hoe belangrijk gedegen onderzoek en samenwerking zijn om de problematiek van dak- en thuislozen aan te pakken. Samenwerking tussen gemeentelijke diensten, straatdokters, sociale woningbouw, psychiatrische en verslavingsinstellingen en maatschappelijke opvang. En hier hoort ook een goede opvang voor buitenslapers bij. Niemand hoeft op straat te slapen!



1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 3: Effecten van lokaal alcoholbeleid

Relevante beleidsvraag:

- * welke beleidsmaatregelen reduceren overmatige alcoholconsumptie?
- * welke maatregelen kan Rotterdam overwegen?

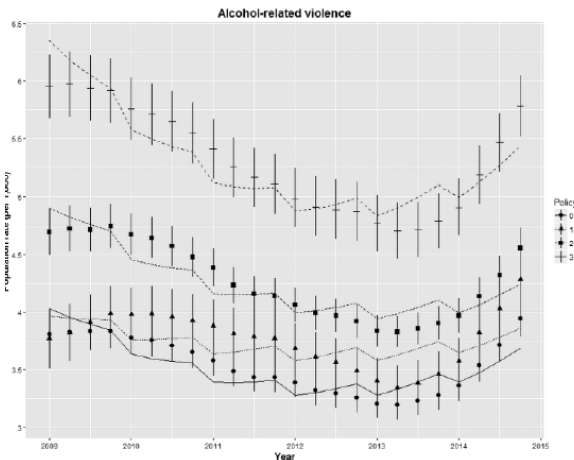
Bestaande situatie:

- * geen inzicht in effecten van lokale maatregelen
- * veel potentiële oplossingen in het politieke debat



1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 3: Effecten van lokaal alcoholbeleid



Aanpak in onderzoek:

- * 326 districten in Engeland;
- * allemaal eigen mix van maatregelen over de tijd
(variatie tussen districten en binnen districten over de tijd)

Testing the impact of local alcohol licencing policies on reported crime rates in England

F De Vocht,^{1,2} J Heron,^{1,2} R Campbell,^{1,2} M Egan,^{1,3} J D Mooney,⁴ C Angus,^{1,5}
A Brennan,^{1,5} M Hickman^{1,2}

De Vocht F, et al. *J Epidemiol Community Health* 2017;**71**:137–145.



1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 3: Effecten van lokaal alcoholbeleid

Aanpak in onderzoek:

- * 326 districten in Engeland;
- * allemaal eigen mix van beleidsmaatregelen over de tijd
(variatie tussen districten en binnen districten over de tijd)
- (* groei-curves via mixed effects modellen met splines)

Belangrijkste uitkomsten:

- * Veel beleid: reductie van 6,1 / 1000 personen (2009) tot 4,9 / 1000 (2014)
- * Weinig beleid: reductie van 3,9 / 1000 personen (2009) tot 3,3 / 1000 (2014)

1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 3: Effecten van lokaal alcoholbeleid



Figure 1 Alcohol-related injuries in the central district nightlife areas of Amsterdam

Aanpak in onderzoek in Amsterdam:

- * voor-na vergelijking bij invoering van een maatregel in bepaalde buurten met controle-buurten (sluitingstijd horeca)
- * gebruik van ambulance gegevens 3 jaar voor en 2 jaar na invoering van nieuw beleid

The impact of extended closing times of alcohol outlets on alcohol-related injuries in the nightlife areas of Amsterdam: a controlled before-and-after evaluation

Moniek C.M. de Goeij¹, Eleonore M. Veldhuizen², Marcel C.A. Boster³ & Anton E. Kunst¹

Addiction, 110, 955–964

1. Vooral veel gegevens

Voorbeeld 3: Effecten van lokaal alcoholbeleid

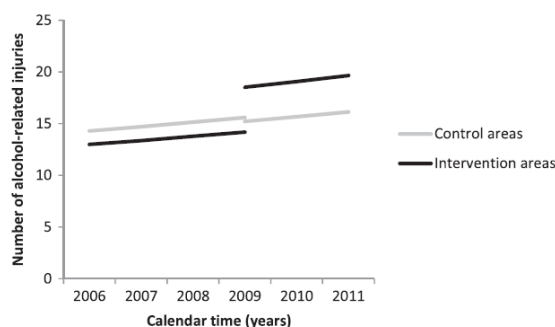


Figure 3 Change in sex- and age-corrected level of alcohol-related injuries after implementation of the new alcohol policy

Belangrijkste uitkomsten:

- na de introductie op 1 april 2009 een stijging van gemiddeld 34% in alcohol-gerelateerde ongevallen
- risicogroepen:
 - * bezoekers tussen 2 en 6 AM
 - * weekeinde
 - * mannen
 - * 25-34 jarigen



Big data ontwikkelingen in de volksgezondheid

1. Vooral veel gegevens

- * slimme mogelijkheden om bestaande gegevens te gebruiken: van beschrijvend onderzoek tot beleidsevaluatie

Lessen:

- * creatieve mogelijkheden van routinematig verzamelde gegevens
- * theorie-gedreven onderzoek staat centraal
- * nieuwe statistische methoden zijn noodzakelijk
- * koppeling van wetenschappelijke kennis met vraagstukken uit de praktijk



2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 1: Beweg patronen van kwetsbare ouderen

Relevante beleidsvraag in Rotterdam en omgeving:

- * wat is het beweeggedrag van kwetsbare ouderen?
- * kunnen beweegprogramma's kwetsbaarheid reduceren cq uitstellen?

Bestaande situatie:

- * veel beweegprogramma's, maar erg weinig inzicht in effectiviteit
- * erg weinig inzicht in bewegen onder kwetsbare ouderen
- * erg weinig inzicht in de invloed van buurtkenmerken op beweeggedrag

2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 1: Beweegpatronen van kwetsbare ouderen

Aanpak in onderzoek:

- * longitudinale studie naar de invloed van buurtkenmerken (esthetiek, faciliteiten, veiligheid en bestemmingen) op bewegen onder inwoners van 65 jaar en ouder
- * zelf-gerapporteerd bewegen en objectieve metingen met stappenteller en GPS
- * observaties van elke straat in de buurt

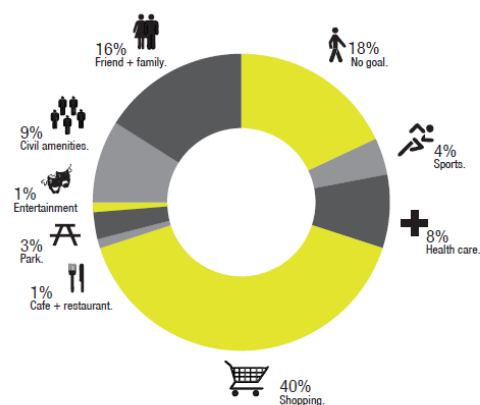
How many walking and cycling trips made by elderly are beyond commonly used buffer sizes; Results from a GPS study
R.G. Prins^{1,2}, F. Plerik³, A. Etman³, R.P. Sterkenburg⁴, C.B.M. Kamphuis⁵, F.J. van Lenthe¹
Health & Place 27 (2014) 127–133

2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 1: Beweegpatronen van kwetsbare ouderen



Veel kwetsbare ouderen hebben een actieradius van 500 meter





2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 1: Beweegpatronen van kwetsbare ouderen



Herontwerp van een veilige omgeving



2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 2: Gamification als gezondheidsinterventie

Relevante beleidsvraag in Erasmus MC:

- * hoe kunnen we medewerkers met obesitas helpen afvallen?
- * hoe kunnen we een attractief beweegprogramma maken?

Bestaande situatie:

- * veel beweegprogramma's, maar erg weinig inzicht in effectiviteit
- * veel beweegprogramma's erg passief, gericht op informatieverstrekking en een keer per week samen bewegen of sporten
- * geen integratie in dagelijkse activiteiten

A Blended Web-Based Gaming Intervention on Changes in Physical Activity for Overweight and Obese Employees: Influence and Usage in an Experimental Pilot Study

Tessa A Koutenboven-Pasmooij^{1,2,3}, MD; Suzan JW Robroek², PhD; Sai Wai Ling¹, BSc; Joost van Rosmalen⁴, PhD; Elisabeth FC van Rossum^{1,6}, MD, PhD; Alex Burdorf², PhD; MG Myrjam Hunink^{1,2,3}, MD, PhD

JMIR Serious Games 2017 | vol. 5 | iss. 2 | e6 | p.1

2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 2: Gamification als gezondheidsinterventie

Belangrijkste resultaten na 3 maanden:

- * gemiddeld 6 kg gewichtsverlies
- * gemiddeld 5,6 cm reductie in buikomvang
- * 8-voudige stijging in beweeggedrag (gemiddeld 7,08 MET-uur / dag)
(gelijk aan een uurtje schaatsen)

(als onderdeel van 'blended care')



2. Vooral dynamische gegevens

Voorbeeld 3: Gamification als gezondheidsinterventie

Gotta catch'em all! Pokémon GO and physical activity among young adults: difference in differences study

Katherine B Howe,^{1,2} Christian Suharlim,³ Peter Ueda,^{4,5} Daniel Howe, Ichiro Kawachi,² Eric B Rimm^{1,6,7}

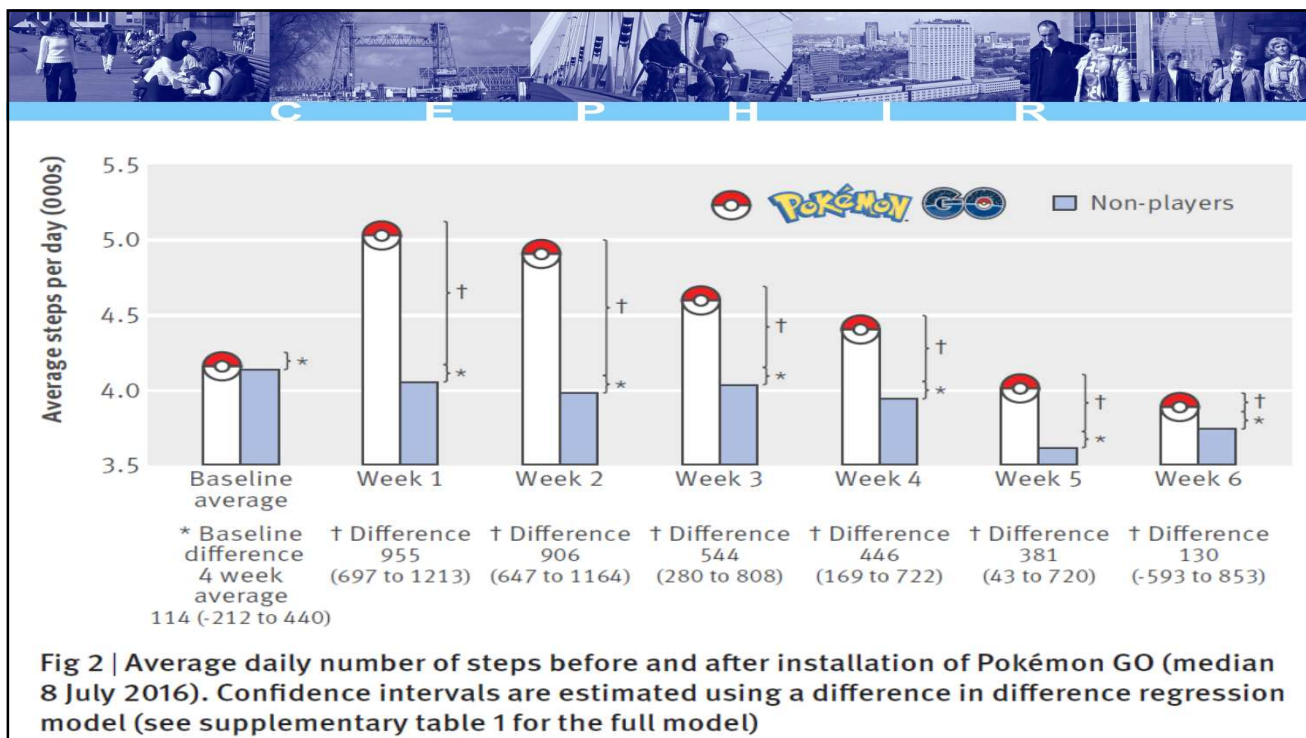
Cite this as: *BMJ* 2016;355:i6270

<http://dx.doi.org/10.1136/bmj.i6270>



Table 1 | Characteristics of Pokémon GO* players and non-players. Values are numbers (percentages) unless stated otherwise

Characteristic	Non-players (n=622)	Players (n=560)
Mean (SD) age (years)	27.3 (4.5)	25.6 (4.3)
Age group (years):		
18-24	188 (30.2)	242 (43.2)
25-35	434 (69.8)	318 (56.8)
Women	453 (72.8)	390 (69.6)
Bodyweight status (BMI):		
Normal (<25)	295 (47.4)	246 (44.0)
Overweight (25 to <30)	165 (26.5)	130 (23.3)
Obese (≥30)	162 (26.1)	183 (32.7)
Mean (SD) daily steps in four weeks before installation of game	4127 (2930)	4257 (2698)



Big data ontwikkelingen in de volksgezondheid

2. Vooral dynamische gegevens

- * realtime meten van gedrag in bepaalde omgeving
- * gebruik van gamification om gezonder gedrag te bevorderen

Lessen:

- * samenwerking tussen verschillende disciplines noodzakelijk
- * onderzoek naar effecten zeer gewenst
- * in volksgezondheid vaak theorie-gestuurd
- * nieuwe mogelijkheden om gedrag in relatie tot omgeving vast te stellen

3. Vooral verrijking van gegevens

Voorbeeld 1: Luchtverontreiniging in Rotterdam

Relevante beleidsvraag in Rotterdam:

- * wat is de invloed van luchtverontreiniging op zwangerschapsuitkomsten?

Onderzoek:

- * geboortecohort Generation R in Rotterdam
- * koppeling aan gegevens van DCMR en voorspellend model van TNO

Air Pollution Exposure and Markers of Placental Growth and Function:
The Generation R Study

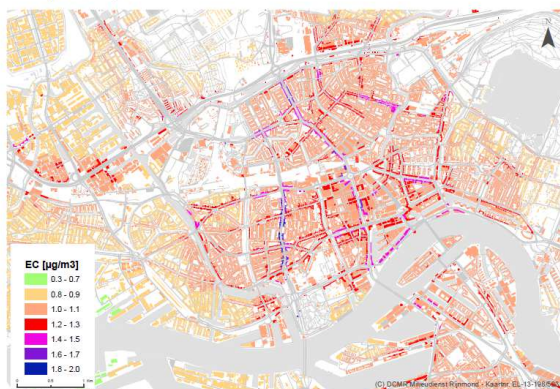
*Edith H. van den Hooven,^{1,2,3} Frank H. Pierik,² Yvonne de Kluijzenaar,² Albert Hofman,² Sjoerd W. van Ratingen,²
Peter Y.J. Zandveld,² Henk Russcher,⁴ Jan Lindemans,⁴ Henk M.E. Nijedema,² Eric A.P. Steegers,⁵ and
Vincent W.V. Jaddoe^{1,3,6}*

Environmental Health Perspectives • VOLUME 120 | NUMBER 12 | December 2012

3. Vooral verrijking van gegevens

Voorbeeld 1: Luchtverontreiniging in Rotterdam

Figuur 5.12 Concentratie roet of elementair koolstof (EC) in Rotterdam Noord (DCMR Milieudienst Rijnmond, 2014).



Keuken ea. Atmospheric
Environment 2011;45:5294-301.

3. Vooral verrijking van gegevens

Voorbeeld 1: Luchtverontreiniging in Rotterdam

Table 6. Associations of maternal air pollution exposure with placenta weight, birth weight, and placental ratio (95% CI).

Air pollution exposure	Placenta weight (g) difference (n = 5,605)	Birth weight (g) difference (n = 7,688)	Placental ratio (%) difference (n = 5,599)
PM₁₀ (per 10 µg/m³)			
Prior 2 weeks	-1.7 (-7.0, 3.6)	-16.0 (-29.5, -2.4)*	0.0 (-0.1, 0.2)
Prior 2 months	-11.8 (-20.9, -2.7)*	-37.9 (-61.4, -14.4)*	-0.2 (-0.5, 0.0)*
Total pregnancy	-6.0 (-18.5, 6.4)	-34.6 (-66.3, -2.9)*	-0.1 (-0.4, 0.2)
NO₂ (per 10 µg/m³)			
Prior 2 weeks	-2.8 (-8.8, 3.2)	-17.1 (-32.4, -1.8)*	0.1 (-0.1, 0.2)
Prior 2 months	-10.7 (-19.0, -2.4)*	-24.3 (-45.6, -3.1)*	-0.2 (-0.4, 0.0)
Total pregnancy	-9.3 (-20.9, 2.3)	-39.3 (-69.1, -9.6)*	-0.1 (-0.4, 0.1)

3. Vooral verrijking van gegevens

Voorbeeld 1: Luchtverontreiniging in Rotterdam



NU.NL
Rubriek Gezondheid

'Vuile lucht heeft al invloed op hersenontwikkeling ongeboren kind'

Gepubliceerd: 09-03-18 09:26
Laatste update: 09-03-18 11:39

Deel

Luchtverontreiniging is niet alleen schadelijk voor de bevolking, maar zou ook een negatieve invloed hebben op het brein van een ongeboren kind.

Dat is de conclusie van een internationaal onderzoeksteam, onder wie ook onderzoekers van het Erasmus MC.

3. Vooral verrijking van gegevens

Voorbeeld 2: Luchtverontreiniging en gezondheidseffecten

Relevante beleidsvraag:

- * wat is de invloed van luchtverontreiniging op de volksgezondheid?

Onderzoek:

- * koppeling aan gegevens van CBS: sterfte, buurt, luchtverontreiniging
- * alle Nederlanders van 30 jaar en ouder op 1 jan 2004 (7 miljoen)
- * administratief gevolgd voor 7 jaar
- * sterfte in cohort is 9,3% (668.206 gevallen)

Air Pollution and Mortality in Seven Million Adults: The Dutch Environmental Longitudinal Study (DUELS)

Paul H. Fischer,¹ Marten Marra,¹ Caroline B. Ameling,¹ Gerard Hoek,² Rob Beelen,^{1,2} Kees de Hoogh,^{3,4,5} Oscar Breugelmans,¹ Hanneke Kruize,¹ Nicole A.H. Janssen,¹ and Danny Houthuijs¹

Environmental Health Perspectives • VOLUME 123 | NUMBER 7 | July 2015

3. Vooral verrijking van gegevens

Voorbeeld 2: Luchtverontreiniging en gezondheidseffecten

Table 2. Hazard ratios (95% CIs) per 10- $\mu\text{g}/\text{m}^3$ increase in PM_{10} levels at the home address in 2001 for nonaccidental mortality, mortality from circulatory diseases, mortality from respiratory diseases, and lung cancer mortality.

PM_{10}	Nonaccidental	Circulatory diseases	Respiratory diseases	Lung cancer
Unadjusted model	1.13 (1.12, 1.14)	1.11 (1.09, 1.13)	1.18 (1.14, 1.22)	1.30 (1.25, 1.35)
Individual confounders model	1.10 (1.09, 1.11)	1.08 (1.06, 1.10)	1.16 (1.12, 1.20)	1.30 (1.25, 1.35)
Full model	1.08 (1.07, 1.09)	1.06 (1.04, 1.08)	1.13 (1.10, 1.17)	1.26 (1.21, 1.30)
Two-pollutant model	1.04 (1.03, 1.06)	1.09 (1.07, 1.12)	1.16 (1.11, 1.20)	1.09 (1.04, 1.14)

Unadjusted model: adjusted for age and sex. Individual confounders model: adjusted for age, sex, marital status, region of origin, and standardized household income. Full model: adjusted for age, sex, marital status, region of origin, and standardized household income, in addition to the individual confounders. Two-pollutant model: adjusted for estimated $\text{NO}_2/\text{PM}_{10}$ at the home address in 2001, in addition to the full model covariates.

Table 3. Hazard ratios (95% CIs) per 10- $\mu\text{g}/\text{m}^3$ increase in NO_2 levels at the home address in 2001 for nonaccidental mortality, mortality from circulatory diseases, mortality from respiratory diseases, and lung cancer mortality.

NO_2	Nonaccidental	Circulatory diseases	Respiratory diseases	Lung cancer
Unadjusted model	1.06 (1.06, 1.06)	1.03 (1.03, 1.04)	1.05 (1.04, 1.06)	1.14 (1.13, 1.15)
Individual confounders model	1.04 (1.04, 1.04)	1.01 (1.01, 1.02)	1.03 (1.02, 1.04)	1.12 (1.11, 1.14)
Full model	1.03 (1.02, 1.03)	1.00 (0.99, 1.01)	1.02 (1.01, 1.03)	1.10 (1.09, 1.11)
Two-pollutant model	1.02 (1.02, 1.02)	0.98 (0.98, 0.99)	0.99 (0.98, 1.00)	1.08 (1.07, 1.10)

Unadjusted model: adjusted for age and sex. Individual confounders model: adjusted for age, sex, marital status, region of origin, and standardized household income. Full model: adjusted for neighborhood (postal digit) social status, in addition to the individual confounders. Two-pollutant model: adjusted for estimated $\text{NO}_2/\text{PM}_{10}$ at the home address in 2001, in addition to the full model covariates.

Big data ontwikkelingen in de volksgezondheid

3. Vooral verrijking van gegevens

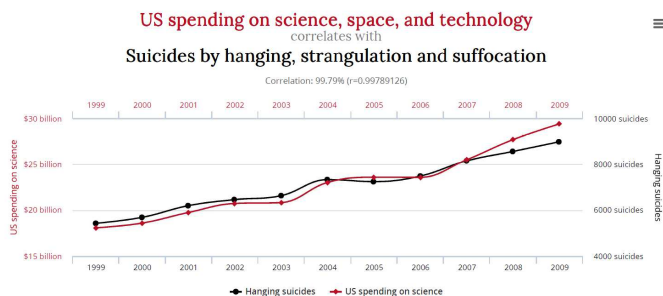
- * door koppelen van gegevens nieuwe onderzoeken mogelijk maken

Lessen:

- * administratieve koppelingen maken nieuw onderzoek mogelijk (bv 7 miljoen Nederlanders)
- * verrijking vraagt heel goede onderzoeksopzet
- * beperkingen in causaliteit

Big data ontwikkelingen in de volksgezondheid

Causaliteit is nog geen associatie: be aware of big data !



Khoury et al Science 2014:

"The combination of a strong epidemiologic foundation, robust knowledge integration, principles of evidence-based medicine, and an expanded translation research agenda can put Big Data on the right course."



Spannende nieuwe onderzoeken

1. Wat is de invloed van speelveldjes op beweeggedrag van kinderen?
 - * introductie van Richard Krajicek en Johan Cruyff veldjes als natuurlijk experiment in Rotterdamse wijken
 - * koppeling van buurtgegevens aan geboortecohort Generation R
 - ⇒ antwoord op Rotterdams Kennisfestival 26 maart, sessie beleidsevaluatie door natuurlijke experimenten (13.45-14.30).

2. Wat is de effectiviteit van re-integratie op betaalde arbeid in Rotterdam?
 - * koppeling van gemeentelijke gegevens aan CBS om effectiviteit van interventies op maat ingezet voor specifieke cliënten (gepersonaliseerde re-integratie)
 - ⇒ antwoord door kenniswerkplaats BOLD (Erasmus MC, EUR, Univ Leiden en gemeente Rotterdam)



CEPHIR is de academische werkplaats van de afdeling Maatschappelijke Gezondheidszorg van het Erasmus MC en de GGD Rotterdam-Rijnmond. In CEPHIR participeren verder: GGD Zeeland, GGD Zuid-Holland Zuid, Soa Aids Nederland en Stichting Voedingscentrum Nederland. Huisman Onderzoekscentrum Infectieziekten en Publieke Gezondheid is onderdeel van CEPHIR

 **GGD**
Rotterdam-Rijnmond

Erasmus MC
Universitair Medisch Centrum Rotterdam