pISSN 1229-1153 / eISSN 2465-9223 *J. Food Hyg. Saf.*
Vol. 33, No. 1, pp. 23~30 (2018)
https://doi.org/10.13103/JFHS.2018.33.1.23

Journal of Food Hygiene and Safety
Available online at http://www.foodhygiene.or.kr

네트워크 분석을 활용한 유통농산물 잔류농약 부적합 현황 분석

박재우* · 서준호 · 이동헌[1] · 나강인 · 조성용 · 배만재
국방기술품질원 전력지원체계연구센터, [1]국방기술품질원 품질경영운영실

Evaluation of Results in Pesticide Residues on Incongruity Commercial Agricultural Commodities using Network Analysis Method

Jae Woo Park*, Jun Ho Seo, Dong Hun Lee[1], Kang In Na, Sung Yong Cho, and Man Jae Bae
Forces Support Systems Research Center, Defense Agency for Technology and Quality (DTaQ), Seoul, Korea
[1]Quality Management Operation Department, Defense Agency for Technology and Quality (DTaQ), Jinju, Korea
(Received September 15, 2017/Revised October 18, 2017/Accepted November 21, 2017)

ABSTRACT - The purpose of this research was to introduce network analysis method for analyzing pesticide residues in incongruity commercial agricultural commodities. Based on the "results in pesticide residues on incongruity commercial agricultural commodities" on 「Guidelines for food safety management 2017」, we used centrality analysis for pesticide residues *via* degree, closeness and betweenness centrality measurement. In case of degree centrality result, chlorpyrifos and diazinon were the most highly "connected node" in pesticide network. For the closeness centrality result, the most pesticides showed the similar closeness trend except for 19 species of pesticides. Fludioxonil and chlorpyrifos are recognized as the "bridge" of pesticides network with their high betweenness centrality. The results of network analysis show the "relation" data, which could not represent through out the conventional statistical analysis, among the pesticide residues. We hope that the network analysis method will be appropriate and precise tool for analyzing pesticide residues *via* elaboration and optimization.

Key words : Pesticide residue, Commercial agricultural commodity, Network analysis

최근 급증하고 있는 식품안전사고는 국민의 건강을 위협할 뿐만 아니라 사회적 불안감을 높여 안전에 대한 불신이 사회 전반에 만연하는 부작용을 나타낸다[1]. 따라서 식품안전사고는 소비자의 건강 및 생명에 직결되는 사항이므로, 우리나라에서는 식품위생법 및 세부 시행령, 시행규칙 등에 의해서 철저하게 관리되어지고 있다. 식품위생법 제2조(정의)에 의하면, "위해(危害)"란 식품, 식품첨가물, 기구 또는 용기·포장에 존재하는 위험요소로서 인체의 건강을 해치거나 해칠 우려가 있는 것을 의미한다. 이러한 식품위해를 평가하기 위한 대상은 식품위생법 시행령 제4조(위해평가의 대상 등) ②항에서 크게 3가지로 분류하고 있으며, 이는 화학적, 물리적, 미생물적 요인으로 구분되어 진다(Table 1).

정부에서는 각 위해요소 별로 안전관리를 위해서 노력하고 있으며, 특히 화학적 요인에 대해서는 유통단계에서 국민 다소비 54개 품목을 대상으로 관리하고, 이중 29개는 중점관리 항목으로 지정하여 매년 조사를 실시하고 있다. 나머지 25개 품목에 대해서는 순환관리 품목으로 지정하여 3년마다 1회 조사하는 방향으로 유해물질 잔류오염 실태를 조사하고 있다. 이때 중점관리/순환관리 분류기준은 2009년부터 2015년 기준으로 부적합률이 0.5% 이상/미만인지 여부를 가지고 판단하고 있다[2].

화학적 위해요소 중 농약은 사용목적에 따라서 크게 살균제, 살충제, 제초제, 생장조정제 등으로 분류하고 있으

Table 1. Food Hazard Category on Enforcement Decree of the Food Sanitation Act. of Korea

Category	Material
Chemical Factors	Pesticide residues, Heavy metals, Food additives, Residual animal drugs, Environmental pollutants
Physical Factors	Food shape and foreign matter
Microbiological Factors	Food poisoning induced bacteria

*Correspondence to: Jae Woo Park, Forces Support Systems Research Center, Defense Agency for Technology and Quality (DTaQ), 37, Hoegi-ro, Dongdaemun-gu, Seoul 02455, Korea
Tel: 82-2-961-1503 Fax: 82-2-960-7464
E-mail: nickpjw@dtaq.re.kr

며 잔류농약 허용기준을 마련하여 철저하게 관리하고 있다[3].

식품의약품안전처에서 작성한 『2017년도 식품안전관리지침』에 의하면, 농산물의 안정성조사를 위해서 생산단계, 유통·판매단계 별로 세부 지침을 마련하여 관리하도록 명시하고 있다[2]. 이때 농산물의 수거·검사는 2014년 1월부터 2016년 9월까지의 유통농산물별 잔류농약 부적합 현황을 참고하여 각 시·도에서 추진계획을 수립하여 시행하고 있다.

이에 본 연구에서는 『2017년도 식품안전관리지침』내 참고자료인 "유통농산물별 잔류농약 부적합 현황(2014년 1월 ~ 2016년 9월)"에 대해 네트워크 분석을 통하여 데이터 해석을 위한 새로운 방향성을 제시하고자 하였다.

네트워크 분석은 최근 과학계의 큰 흐름으로 대두되고 있는 빅데이터 처리를 위한 방법론으로서, 인문·사회·과학 전 분야에 걸쳐서 새로운 연구 방법으로서 적용되고 있다. 기존의 통계분석은 개체의 데이터에 내재된 양적/질적 속성에만 관심을 갖고 있었지만, 네트워크 분석은 개체사이에 존재하는 관계의 데이터를 분석하는 방법론으로서 기존의 통계분석을 보완해준다[4].

따라서 본 연구에서는 "유통농산물별 잔류농약 부적합 현황(2014년 1월 ~ 2016년 9월)"을 대상으로 네트워크 분석을 통해서 기존의 통계분석 결과뿐 만 아니라 농약 사이의 연관관계를 파악하고, 이를 토대로 농산물 부적합 현황 분석을 위한 네트워크 분석의 적용 가능여부를 확인하였다.

Materials and Methods

데이터 출처

본 연구에서 사용한 데이터는 『2017년도 식품안전관리지침』내 참고자료인 "유통농산물별 잔류농약 부적합 현황(2014년 1월 ~ 2016년 9월)"을 활용하였다[2]. 농약성분이 검출된 88종의 농산물에 대한 정보는 Table 2와 같다.

네트워크 분석을 위한 데이터 처리 방법

데이터에 대한 핵심어 및 키워드 분석은 가장 대표적으로 사용되는 소프트웨어인 Krkwic 분석툴을 사용하였으며[5], 분석 및 시각화 도구로서는 범용소프트웨어인 Ucinet을 사용하였다[6].

중심성 분석 방법

연결정도 중심성(degree centrality)은 네트워크의 노드들이 얼마나 많은 연결을 가지고 있는지를 정량화한 것으로서, 식 (1)을 이용하여 산출하였다.

$$C_i = \frac{d_i}{n-1} \tag{1}$$

Table 2. Status of incongruity agricultural commodities in Korea from Jan. 2014 to Sep. 2016

Rank	Agricultural Commodity	Pesticide counting (species)	Ratio
1	Sesame leaf	198 (40)	10.87%
2	Spinach	157 (35)	8.62%
3	Leek	147 (31)	8.07%
4	Lettuce	140 (47)	7.69%
5	Crown daisy	134 (27)	7.36%
6	Beet green	73 (20)	4.01%
7	Paper leaf	71 (31)	3.90%
8	Chamnaul	71 (23)	3.90%
9	Chwinamul	63 (27)	3.46%
10	Young radish	57 (21)	3.13%
11	Chinese Cabbage	57 (14)	3.13%
12	Chicory	54 (24)	2.97%
13-88	Etc.	599	32.89%
	Total	1,821 (101)	100%

여기에서 d_i는 특정 노드에서의 연결정도, n은 네트워크 내 전체 노드 수이다.

근접 중심성(closeness centrality)은 네트워크 내의 다른 노드들과 얼마나 근접하게 연결되어 있는 지를 정량화 한 것으로, 식 (2)를 이용하여 산출하였다.

$$C_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^{n} d_{ij}}(n-1) \tag{2}$$

여기에서 d_{ij}는 특정노드($_j$)에 대한 연결거리를 의미하며, n은 네트워크 내 전체 노드 수이다.

매개 중심성(betweenness centrality)은 하나의 노드가 네트워크를 구축함에 있어서 중개자 역할의 정도를 정량화한 것으로, 식 (3)을 이용하여 산출하였다.

$$C_i = \frac{\sum_{j,k} \frac{g_{jk}(i)}{g_{jk}}}{(n-1)(n-2)/2} \tag{3}$$

(단, $j \neq k \neq i$, $j,k,i \in N$)

여기에서 g_{jk}는 노드 j와 노드 k 사이에 존재하는 최단거리경로의 수이며, $g_{jk}(i)$는 노드 j와 노드 k 사이에 존재하는 최단거리경로 중에서 노드 i를 통과하는 경우의 수이다. n은 네트워크 내 전체 노드 수이다.

Results and Discussion

기초 데이터 분석 - 농약성분 검출횟수

『2017년도 식품안전관리지침』내 참고자료인 "유통농산물별 잔류농약 부적합 현황(2014년 ~ 2016년 9월)"을 분석한 결과 총 101종의 농약성분이 1,821회 검출되었다.

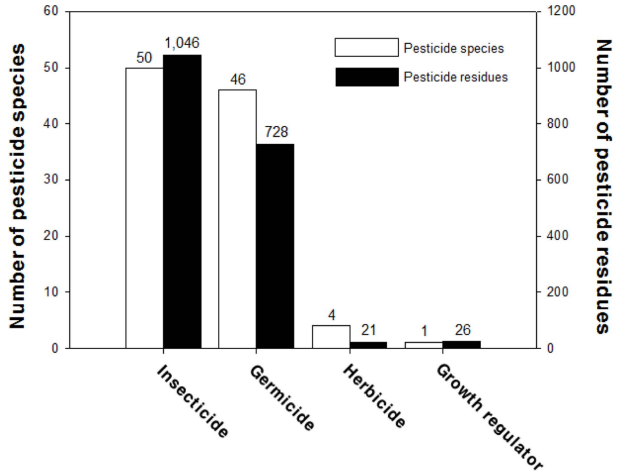

Fig. 1. Detection numbers of pesticide species and residues from Jan. 2014 to Sep. 2016.

이를 농약 종류 별 성분 수와 검출횟수로 분류한 결과 Fig. 1과 같았다.

검출 농약 성분 수와 횟수에 있어서 가장 많은 비율을 차지하고 있는 종류는 살충제였다. 총 50종의 성분(49.5%)이 1,046회 검출(57.4%)되어 각각 절반 또는 절반이상의 비율을 차지하고 있었다. 그 다음으로는 살균제가 뒤를 이었다. 총 46종의 성분(45.5%)이 728회 검출(40.0%)되었다. 성분 수의 경우에는 살충제와 큰 차이를 보이고 있지는 않았으나, 검출횟수에서 살충제의 약 69.6% 수준을 보이고 있었다. 제초제와 생장조정제의 경우, 각각의 성분수와 검출횟수는 전체의 약 1% 수준으로서, 살충제와 제초제 대비 현저히 낮은 수준을 보이고 있었다.

이를 다시 세부적으로 분석하기 위하여 전체 검출 성분 중 상위 10종을 대상으로 세부 현황을 정리해 보면 Table 3과 같았다.

전체 검출 성분 중 다빈도 검출 상위 10종을 대상으로 현황을 분석한 결과 전체 검출 횟수 중 919회(50.5%)를 차지하고 있었다. 상위 3종인 chlorpyrifos, diazinon, procymidone의 경우 각각 약 11%, 10%, 7%의 비율을 차지하고 있어 전체 101종 가운데 해당 3종이 다빈도로 검출되고 있음을 확인 할 수 있었다.

잔류농약 부적합현황에 대한 분석결과, 종류로서는 살충제와 살균제가 대부분(총 95.0%)을 차지하고 있었으며, 이들의 검출 횟수는 총 97.4%를 차지하고 있었다. 특히 상위 10종에 대해서는 검출 횟수가 전체의 절반을 차지함을 알 수 있었다.

기초 데이터 분석 - 농산물별 농약 검출빈도

Table 3의 분석결과는 농산물과는 상관없이 전체 농작물 88종을 대상으로 한 농약성분 검출 횟수 기반의 분석결과를 보여주고 있다. 하지만 이러한 결과로는 농산물별 특정 농약성분 검출 분포에 대한 사항을 확인하는데 어려움이 존재한다. 예를 들면, 가장 많은 검출 횟수를 보였던 chlorpyrifos의 경우에는 전체 88종의 농산물 가운데 35종의 농산물에서만 검출되기에, 각 농산물 별로 다 빈도로 검출되는 농약성분에 대한 세부적인 분석이 필요하였다.

Table 3. Top 10 of highly detected pesticide residues

Rank	Species	Detection counting (Ratio)	Classification
1	Chlorpyrifos	200 (10.98%)	Insecticide
2	Diazinon	181 (9.94%)	Insecticide
3	Procymidone	133 (7.20%)	Germicide
4	Diniconazole	77 (4.23%)	Germicide
5	Fludioxonil	59 (3.24%)	Germicide
6	Lufenuron	59 (3.24%)	Insecticide
7	Chlorothalonil	53 (2.91%)	Germicide
8	Ethoprophos	53 (2.91%)	Insecticide
9	Flubendiamide	52 (2.86%)	Insecticide
10	Flufenoxuron	52 (2.86%)	Insecticide
	Total	919 (50.47%)	-

Table 4. Top 10 of highly detected pesticide residues for agricultural commodities

Rank	Species	Detection counting of agricultural commodities	Classification
1	Chlorpyrifos	35	Insecticide
2	Diazinon	27	Insecticide
3	Procymidone	22	Germicide
4	Diniconazole	20	Germicide
5	Chlorothalonil	19	Germicide
6	Carbofuran	18	Insecticide
7	Ethoprophos	18	Insecticide
8	Fludioxonil	17	Germicide
9	Lufenuron	17	Insecticide
10	Kresoxim-methyl	16	Germicide

먼저 농약성분 중에서 다종의 농산물에 대한 검출 빈도가 높은 순으로 상위 10종을 정리해 보면 Table 4와 같았다.

가장 많은 종에서 검출된 상위 4개종의 농약성분(chlorpyrifos, diazinon, procymidone, diniconazole)의 경우 앞서 Table 3에서 제시한 농약성분 다빈도 검출 상위 10종의 순서와 같은 경향을 보였으나, 이후의 경향은 서로 다른 모습을 보여 주었다.

좀 더 세부적인 분석을 위하여 Table 3과 Table 4의 데이터를 종합하여 Fig. 2와 같이 각 농약성분을 대상으로 하여 가로축은 검출횟수, 세로축은 검출 농산물 수로 도시화하였다.

분석결과 상위 4개종의 농약성분은 다른 97개의 성분들보다 검출수와 검출 농산물 종수에서 월등하게 많은 비율을 보여주고 있었다. 상위 4개 성분을 제외하고 나머지 97

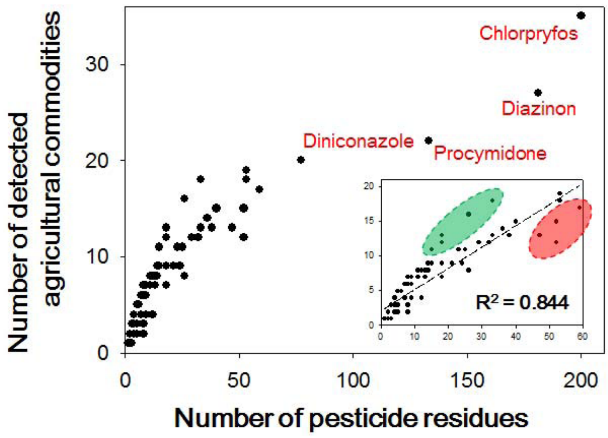

Fig. 2. All pesticides were plotted the correlation between number of pesticide residues and detected agricultural commodities. Inset shows the regression result except top 4 pesticides (chlorpyrifos, diazinon, procymidone, diniconazole).

개 성분을 대상으로 회귀분석을 통해서 상관관계를 분석한 결과 농약성분 검출수와 검출 농산물 종수 사이에서 선형관계를 보여주고 있었다. 일부 5개 성분(fludioxonil, lufenuron, flubendiamine, flufenoxuron, iprodione, Fig. 2 내 적색 영역)에서는 검출 농산물 종수 대비 검출횟수가 더 우세한 경향을 보였으며, 다른 5개 성분(carbofuran, kresoxim-methyl, flutolanil, phenthoate, fluquinconazole, Fig. 2 내 녹색 영역)에서는 검출 농산물 종수가 더 우세한 경향을 보여주고 있었다.

하지만 서론에서 언급하였듯이, 이러한 데이터 들은 개개의 농약성분에 대한 양적인 속성까지 밖에 확인 할 수가 없으므로, 전체 농약 부적합 현황 데이터에서 각 성분별 관계의 데이터를 네트워크 분석을 통해서 확인하였다.

네트워크 분석 - 연결정도 중심성

네트워크란 개체들이 상호 연결된 모양을 의미하며, 각 개체는 노드(node)로 표현하고, 노드 간 연결 관계를 링크(link)로 표현한 것이다[4]. 이러한 네트워크를 분석하기 위한 주요 방법으로서는 노드 수준분석, 중심성 분석, 하위집단 분석 등이 있으며, 이중에서도 중심성 분석은 네트워크 분석 중에서도 가장 많이 사용되는 기법이다[4].

중심성(centrality)이란 특정 개체가 전체 네트워크 중심에서 위치하는 정도를 표현한 것으로 정의되며, 주요 중심성 측정 지표는 연결정도 중심성(degree centrality), 근접중심성(closeness centrality) 그리고 매개 중심성(betweenness centrality)이다[7].

연결정도 중심성(degree centrality)은 네트워크의 노드들이 얼마나 많은 연결을 가지고 있는지를 정량화한 것으로서, 연결 중심성이 높을수록 네트워크 내에서 영향력이 크며, 통상적으로 중심성 분석에 가장 많이 사용되고 있는 방법이다.

Table 5. Top 20 of pesticide residues for degree centrality analysis

Rank	Species	Degree Centrality	nDegree Centrality (normalized)
1	Chlorpyrifos	8927	0.047
2	Diazinon	6820	0.036
3	Procymidone	3313	0.018
4	Flufenoxuron	2751	0.015
5	Lufenuron	2750	0.015
6	Flubendiamide	2616	0.014
7	Fludioxonil	2297	0.012
8	Ethoprophos	2275	0.012
9	Pyridalyl	2170	0.012
10	Boscalid	1730	0.009
11	Bifenthrin	1668	0.009
12	Chlorothalonil	1647	0.009
13	Diniconazole	1477	0.008
14	Endosulfan	1065	0.006
15	Diethofencarb	924	0.005
16	Carbofuran	883	0.005
17	Cypermethrin	848	0.005
18	Chlorfenapyr	839	0.004
19	Metconazole	804	0.004
20	Fenitrothion	798	0.004

연결정도 중심성은 식 (1)을 통해서 산출하여 농약성분들을 연결정도 중심성이 높은 순으로 정리하면 Table 5와 같았다.

농약검출 네트워크에서 가장 높은 연결정도 중심성을 갖는 농약성분 3종은 검출횟수와 검출 농산물 종수가 높았던 chlorpyrifos, diazinon, procymidone의 순으로 나타났다.

하지만 diniconazole의 경우에는 연결정도 중심성은 상위 3종과 비교하였을 때, 현저히 낮음(상위 13번째)을 확인 할 수 있었으며, Fig. 2에서 상대적으로 농약성분 검출횟수가 우세하였던 flufenoxuron, lufenuron, flubendiamine, fludioxonil(각각 4, 5, 6, 7번째)이 강한 연결정도를 갖는 것으로 나타났다.

상대적으로 농산물 검출 총수에서 우세한 경향을 보였던 성분 중에서는 carbofuran(16번째)를 제외하고는 상위 20종 내에 포함되지는 않았다.

정규화한 연결정도 중심성(normalized degree centrality)을 비교하였을 때, chlorpyrifos와 diazinon이 가장 높은 연결을 형성하는 노드임을 확인 할 수 있었으며, 두 성분들은 네트워크에서 가장 강력한 영향을 미치는 인자임을 확인 할 수 있었다.

네트워크 분석 - 근접 중심성

근접 중심성(closeness centrality)은 네트워크 내의 다른 노드들과 얼마나 근접하게 연결되어 있는 지를 정량화 한

Table 6. Top 20 of pesticide residues for closeness centrality analysis

Rank	Species	Farness	nCloseness Centrality (normalized)
1	Chlorpyrifos	2006	4.985
2	Carbofuran	2014	4.965
3	Diazinon	2015	4.963
4	Procymidone	2016	4.960
5	Boscalid	2017	4.958
6	Lufenuron	2018	4.955
	Fludioxonil	2018	4.955
8	Phenthoate	2019	4.953
9	Ethoprophos	2020	4.950
10	Bifenthrin	2021	4.948
	Diethofencarb	2021	4.948
12	Azoxystrobin	2022	4.946
	Flubendiamide	2022	4.946
	Pyridalyl	2022	4.946
	Chlorothalonil	2022	4.946
	Kresoxim-methyl	2022	4.946
17	Diniconazole	2023	4.943
	Fluquinconazole	2023	4.943
19	Acrinathrin	2024	4.941
20	Trifloxystrobin	2025	4.938

Table 7. Top 20 of pesticide residues for betweenness centrality analysis

Rank	Species	Betweenness	nBetweenness Centrality (normalized)
1	Fludioxonil	218.729	4.419
2	Chlorpyrifos	201.646	4.074
3	Pendimethalin	89.490	1.808
4	Procymidone	86.311	1.744
5	Carbofuran	78.167	1.579
6	Flubendiamide	73.367	1.482
7	Diazinon	69.960	1.413
8	Pyridalyl	57.373	1.159
9	Boscalid	55.897	1.129
10	Chlorfenapyr	51.940	1.049
11	Bifenthrin	49.711	1.004
12	Lufenuron	49.430	0.999
13	Diethofencarb	49.155	0.993
14	Fluquinconazole	41.875	0.846
15	Kresoxim-methyl	41.480	0.838
16	Ethoprophos	38.256	0.773
17	Phenthoate	38.106	0.770
18	Chlorothalonil	36.188	0.731
19	Fenitrothion	35.716	0.722
20	Flutolanil	34.524	0.697

것으로, 이를 통해서 네트워크 전체에서 가장 일반적인 영향력을 가지는 노드가 무엇인지를 파악할 수 있다. 따라서 근접 중심성이 높다는 것은 해당노드가 전 네트워크 수준에서의 중심임을 의미한다.

근접 중심성은 식 (2)를 통해서 산출하여 농약성분들을 근접 중심성이 높은 순으로 정리하면 Table 6과 같았다.

연결정도 중심성과 마찬가지로 높은 근접 중심성을 갖는 농약성분 3종은 검출횟수와 검출 농산물 종수가 높았던 chlorpyrifos, diazinon, procymidone(각각 1, 3, 4번째)였으나, 역시 diniconazole의 경우에는 연결정도 중심성과 마찬가지로 낮은 경향(17번째)을 보여주었다.

검출횟수 대비 농산물 검출 종수에서 우세한 경향을 보였던 carbofuran의 경우 연결정도 중심성은 낮았으나, 근접 중심성은 상당히 높은(2번째) 결과를 보여주고 있었다. 이외에도 phenthoate, kresoxim-methyl, fluquinconazole(각각 8, 12, 17번째)이 상위 20종에 포함되었다.

검출횟수가 우세하였던 lufenuron 및 fludioxonil, flubendiamine의 경우에는 각각 6, 12번째로 상위 20종에 포함되었다.

하지만 대부분의 농약성분들의 근접중심성은 대부분 유사한 값을 보이고 있었으므로, 근접 중심성을 보이지 않은 19개 농약성분(Anilofos, Hexaconazole, Malathion, Pyrimethanil, Dimethoate, Cyazofamid, Diflubenzuron, Chlorfluazuron, Methomyl, Fenarimol, Myclobutanil, Ferimzone, Thiram, Cymoxanil, Tolylfluanid, Tricyclazole, Thiamethoxam, Triflumizole, Phthalide)을 제외하고는 큰 차이가 없는 것으로 파악 할 수 있었다.

네트워크 분석 - 매개 중심성

매개 중심성(betweenness centrality)은 하나의 노드가 네트워크를 구축함에 있어서 중개자 역할의 정도를 정량화한 것으로, 이를 통해서 네트워크 내 중개 중심을 수행하는 노드를 파악하는데 주로 사용된다.

매개 중심성은 식 (3)을 통해서 산출하여 농약성분들을 근접 중심성이 높은 순으로 정리하면 Table 7과 같았다.

매개 중심성의 경우 연결정도 중심성과 근접 중심성과는 다른 경향을 보여주었다. 특히, 가장 매개 중심성이 높은 농약성분은 검출 농산물 종수 대비 검출횟수가 더 우세한 경향을 보였던 fludioxonil이 계산 되었으며, chlorpyrifos가 그 다음을 이었다. 세 번째는 pendimethalin으로서, 매개 중심성이 다른 중심성 결과와는 다르게 상위권에 속해 있음을 확인 할 수 있었다.

정규화한 매개 중심성(normalized betweenness centrality)을 비교하였을 때, fludioxonil과 chlorpyrifos가 다른 성분들에 비해서 월등히 높은 매개 중심성을 보였으며, 이는 네트워크를 구축함에 있어서 이 두 성분이 가장 높은 중계역할을 하는 노드임을 확인 할 수 있었다.

네트워크 분석결과, 특히 중심성 분석을 통해서 확인할 수 있었던 점은, 기존의 통계분석에서는 동일한 빈도와 경

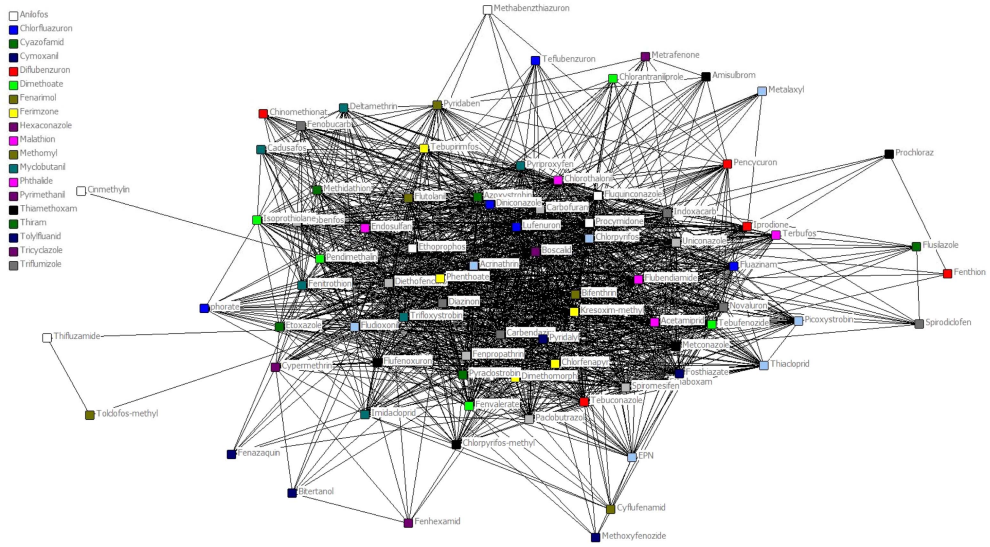

Fig. 3. Network diagram for all pesticides residues *via* NetDraw.

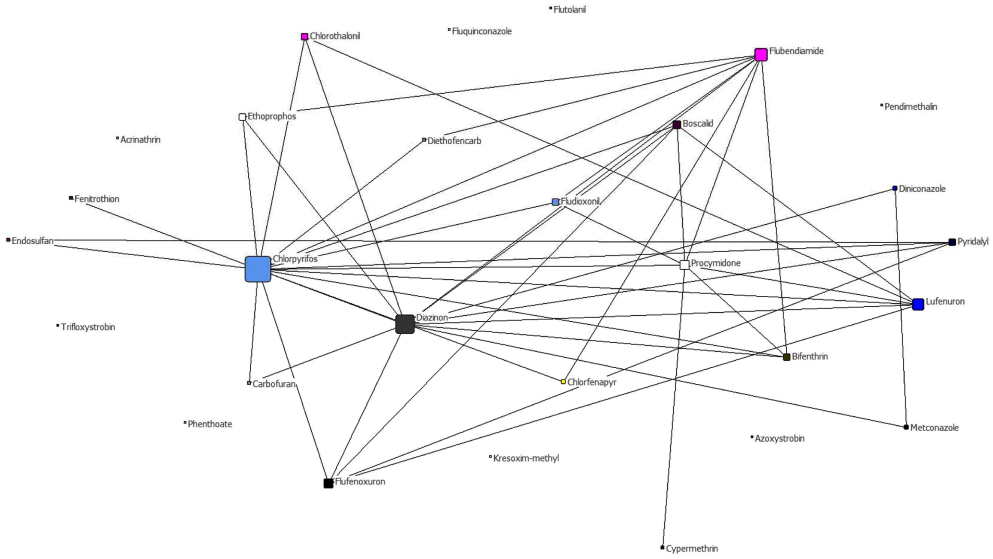

Fig. 4. Network diagram for 28 pesticides residues *via* NetDraw.

향을 보여주었던 농약성분들이, 전체 네트워크 상에서 노드로서 차지하고 있는 위치와 위상이 모두 다르기 때문에 각각의 성분에 대한 네트워크 내 “중심”과 “영향력”을 파악 할 수 있었으며, 이를 토대로 농약성분 간의 관계에 대한 데이터를 유추 할 수 있었다.

네트워크 분석결과 종합

네트워크 분석(중심성 분석) 결과를 종합하여, 각 농약성분 간의 네트워크를 NetDraw를 통해서 구조화 해보았다. 총 101종에 대한 농약성분들의 네트워크는 Fig. 3과 같이 표현되었다. 그림에서 볼 수 있듯이, 각 농약성분 간의 네트워크는 복잡한 속성을 보여주고 있었다.

따라서 이를 좀 더 간결하게 표현하기 위하여 연결정도 중심성, 근접 중심성, 매개 중심성 분석 결과의 각 상위 20종을 선별하여 그 중에서 중복된 농약성분을 제외한 총 28종을 대상으로 그들 사이의 연관관계를 분석해 보았다. Fig. 4는 연결정도 중심성이 강한 순으로 노드(농약성분)의 크기를 설정하여 연결강도 90이상으로 네트워크를 구성하였다.

분석결과를 통해서 우리가 확인 할 수 있는 정보는 다음과 같았다. 예를 들면 chlorothalonil의 경우에는 각 농산물에서 lufenuron과 동시에 출현할 수 있는 가능성이 있

으며, 실제로도 chlorothalonil이 검출된 19개의 농작물에서 lufenuron과 동시에 검출된 경우는 10종으로 확인된다. 반면에 chlorothalonil이 chlorpyrifos와 동시에 검출된 농산물은 13종으로서, lufenuron의 경우 보다 더 높았는데, 이는 chlorpyrifos의 높은 연결정도 중심성 때문임을 판단 할 수 있다. 이러한 방식으로 네트워크 분석결과를 기반으로 농약 성분들 사이의 관계를 확인 할 수 있는 자료를 도출 할 수 있었다.

Conclusion

본 연구는 『2017년도 식품안전관리지침』 내 참고자료인 "유통농산물별 잔류농약 부적합 현황(2014년 1월 ~ 2016년 9월)"을 바탕으로 농약성분에 대한 네트워크 분석을 통해서 개별 농약성분 사이에 존재하는 관계의 데이터를 확인 하는 방법론에 대하여 고찰하였다.

네트워크 분석 방법론은 본래 사회연결망 분석(SNA, Social Network Analysis)에 활용되는 방식으로서 인문, 사회, 경제 등의 분야에서 널리 적용되고 있었다[8]. 하지만 그 중요성이 날로 더해가면서 물리학, 의학, 생명과학 등의 자연과학 분야는 물론 스포츠, 예술 등의 학문분야 전반으로 점차 활용 영역을 넓혀가고 있다[9]. 이러한 내용들은 사람(점, 노드)들이 사회 관계망(선, 링크)을 형성하며 상호 작용을 통해서 네트워크를 구성하고 있다는 개념에서 출발하여, 사회적 현상 뿐 만 아니라 IT분야와 과학기술 동향 등의 연결망 분석을 통해서 구성요소 간의 상호의존성을 이해하고 네트워크 내 경향과 이를 토대로 각 구성요소간의 행위를 예측 할 수 있도록 도움을 준다.

유통농산물의 잔류농약 부적합 현황을 분석하였던 대부분의 기존 연구결과들은 주로 잔류농약 검출 빈도가 높은 성분을 식별하여 중점검사 품목 선정 및 위해도 평가 등의 대책을 수립하는데 중점을 두고 있다[10-12]. 특히 부적합 현황 분석에 있어서 생산지별, 농산물 별, 연도별 추세 등의 사항으로 분류하여 농산물 안전성 관리의 기초자료로 사용하기도 하였다[10]. 하지만 이러한 연구결과들은 대부분 단순히 다빈도 검출에 대한 정량적 분석을 토대로 도출되었기 때문에, 검출 농약 성분들 사이의 "관계"의 데이터는 확인 할 수가 없었다.

잔류농약에 대하여 네트워크 분석을 적용한 사례는 농약 성분이 농업환경에 미치는 영향을 분석한 것이 유일하며, 환경 요인, 질병, 농약성분 간의 관계를 분석하여 생태계에 미치는 영향도를 평가하였다[13]. 하지만 네트워크 분석을 활용한 잔류농약에 대한 부적합 현황 연구는 이전까지 시도된 적은 없는 실정이다.

이에 본 연구에서는, 잔류농약 부적합 현황에 대하여 최초로 네트워크 분석 방법론을 적용하였다. 기존의 단순 정량화 방식으로 전체 101종의 농약성분 가운데 다빈도로 검출된 농약 3종을 식별한 결과 chlorpyrifos, diazinon, procymidone 순으로 식별되었으나, 중심성 분석결과는 이들이 부적합 현황 네트워크에서 차지하는 위상이 다르다는 것을 확인 할 수 있었다. 실제로 네트워크 상에서 가장 많은 연결을 확인하는 "연결정도 중심성" 분석 결과에서는 chlorpyrifos와 diazinon이 농약 성분들 사이에서 강한 영향력을 미치는 인자임임을 확인 할 수 있었으며, 반면에 procymidone은 flufenoxuron, lufenuron, flubendiamide와 유사한 영향력을 미치고 있었는데, 이는 chlorpyrifos와 diazinon은 다양한 품종의 농산물에서 각 농산물 별로 비슷한 수준으로 잔류농약이 검출이 되는 반면에, procymidone(총 22종의 농산물에서 133회 검출)은 특정 1종의 농산물에 편중되어 다수 검출(64회)이 되었기 때문에 네트워크에서 차지하는 영향력이 낮은 것으로 파악된다. 따라서 검출 다빈도 상위 성분과 비교하여 현저히 낮은 순위를 보이고 있는 성분은 특정 농산물에 편중하여 검출되는 정도를 확인 할 수 있는 지표로 사용 할 수 있다고 판단된다.

"근접 중심성" 분석결과는 대부분 유사한 경향을 보여주고 있었으나, 특정 19종에 대해서는 근접 중심성이 없는 것을 확인 할 수 있었다. 이러한 경우는 특정품종의 농산물에서 오직 특정 농약성분만이 검출되었을 때를 의미하는 것으로, 근접중심성의 유무를 통해서 중점검사 품목으로의 선정 지표로 사용 할 수 있다고 판단된다.

"매개 중심성" 분석결과는 fludioxonil과 chlorpyrifos가 네트워크 구축에 있어서 강한 중계역할을 수행하는 것으로 확인되었다. 이러한 의미는 서로 다른 두 종의 성분이 동시에 검출될 때 이 두 성분을 매개로 하여 검출되고 있음을 의미한다.

본 연구의 방법론은 기존의 통계분석 방식으로는 농약성분 개개의 정량화된 데이터를 기반으로 양적인 속성만을 확인 할 수가 있었으나, 네트워크 분석을 통해서는 각 성분별 관계의 데이터 까지도 확인 할 수 있었다. 이를 통해서 우리는 기존 통계분석을 보완하는 여러 가지 정보를 확인 할 수 있었다.

본 연구에서 시도한 방법은 네트워크 분석 방법론에서 가장 널리 사용되는 중심성 기반의 분석을 수행하였다. 하지만 네트워크 분석 방법은 노드 수준 분석, 하위집단 분석, 에고 네트워크 수준 분석 등의 다양한 분석수준 및 분석지표가 존재하기 때문에, 이러한 모든 분석 방법 중에서 농약성분 네트워크에 맞는 분석기법을 최적화 하는 후속 연구가 진행되어야 할 것으로 판단한다.

향후 본 연구를 기초자료로 하여 후속 연구를 수행하게 된다면, 네트워크 분석 개념이 앞으로의 농약검출 부적합 현황 분석을 위한 새로운 패러다임으로 다양하게 적용 될 수 있으리라 생각한다.

Acknowledgements

본 논문은 국방기술품질원 품질경영본부 주관 『품질경영 선진화정책 연구과제』에 의해서 수행되었습니다.

국문요약

본 논문에서는 유통 농산물 잔류농약 부적합 현황 분석을 위하여 네트워크 분석 기법을 적용하였다. 분석용 데이터는 『2017년도 식품안전관리지침』내 “유통농산물별 잔류농약 부적합 현황”을 참고하였으며, 주요 분석 기법으로는 중심성 분석(연결정도 중심성, 근접 중심성, 매개 중심성)을 적용하였다. 연결정도 중심성 분석결과 chlorpyrifos와 diazinon에서 “연결된 노드”가 가장 많은 것으로 확인되었다. 근접 중심성에서는 19종을 제외한 농약성분들 사이에서 유사한 정도를 보여주고 있었다. 매개 중심성 분석 결과에서는 fluioxonil과 chlorpyrifos가 가장 높은 경향을 보여주어 이들이 농약성분 네트워크에서 “가교” 역할을 수행 하는 것으로 파악되었다. 네트워크 분석 결과, 기존의 통계분석을 통해서는 분석 할 수 없었던 농약성분들 사이의 “관계” 데이터를 확인 할 수 있었다. 향후 이러한 분석기법은 최적화/정교화 과정을 통해서 보다 정밀하게 농약성분 부적합 현황 분석을 위한 도구로서 적용되리라 기대한다.

References

1. Lee, S.H.: Proposal for a direction of safety management policy, food safety management policy and consumer food safety, Sungshin Women's University (2017).
2. Ministry of Food and Drug Safety: Food Safety Management Guidelines for 2017 (2017).
3. National Institute of Agricultural Sciences: Pesticide Information Service (http://pis.rda.go.kr)
4. Lee, S.S.: Network Analysis Methods, Non Hyung Press (2016).
5. Park, H.W. and Leydesdorff, L.: Understanding the KrKwic: A computer program for the analysis of Korean text, *J. Korean Data Anal. Soc.*, **6**, 1377-1387 (2004).
6. Borgatti, S.P., Everett, M.G., Freeman, L.C,: Ucinet for windows: Software for Social Network Analysis, Analytic Technologies (Harvard, MA) (http://www.analytictech.com)
7. Freeman, L.C.: Centrality in social networks conceptual classification, *Social Networks*, **1**, 215-239 (1979).
8. Scott, J.: Social network analysis, SAGE Publications Ltd. (2017).
9. Jung, H.W., Kim, D.S., Lee, H.W.: Google god knows everything, Science books (2013).
10. Kim, H.Y., Lee, S.Y., Kim, C.G., Choi, E.J., Lee, E.J., Jo, N.G., Lee, J.M., Kim Y.H.: A survey on the pesticide residues and risk assessment for agricultural products on the markets in Incheon area from 2010 to 2012, *Korean J. Environ. Agric.,* **32**, 61-69 (2013).
11. Kim, O. H., Park S. K., Choi Y. H., Seoung H. J., Han S. H., Lee Y. J., Jang J. I., Kim Y. H., Jo H. B., Park G. Y., Yu I. S., Han K. Y.: Survey on the pesticides suspected as an endocrime disrupter in agricultural products distributed in Seoul, *Korean J. Pest. Sci.*, **15**, 36-47 (2011)
12. Do, J.A., Lee, H.J., Shin, Y.W., Choe, W.J., Chae, K.R., Soon, K.C., Kim, W.S.: Monitoring of pesticide residues in domestic agricultural products, *J. Korean Soc. Food Sci. Nutr.*, **39**, 902-908 (2010).
13. Andras, P., Gwyther, R., Madalinski, A.A., Lynden, S.J., Andras, A., Young, M.P.: Ecological network analysis: and application to the evaluation of effects of pesticide use in an agricultural environment, *Pest. Manag. Sci.*, **63**, 943-953 (2007).