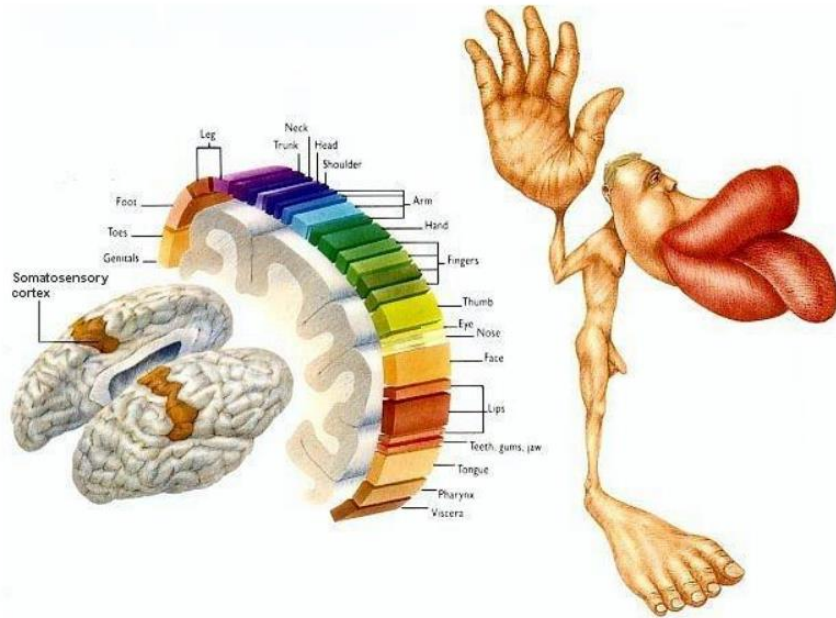
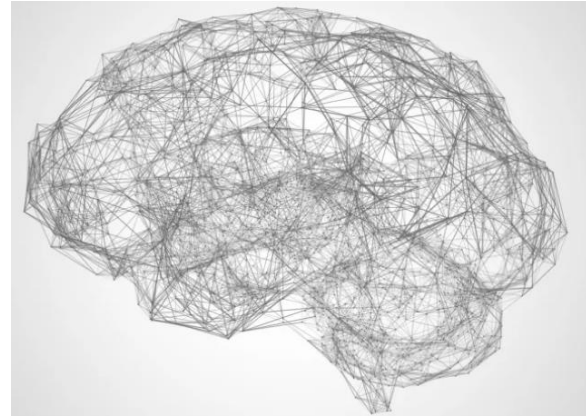


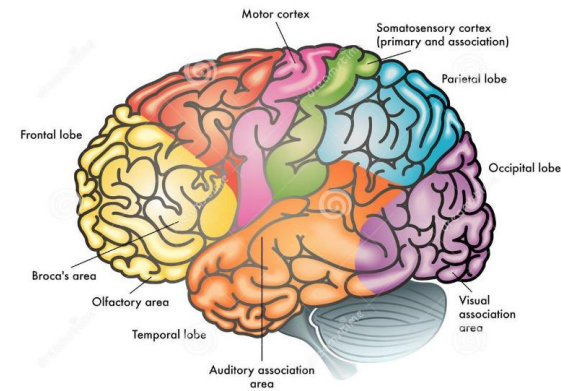
7. 네트워크와 집단



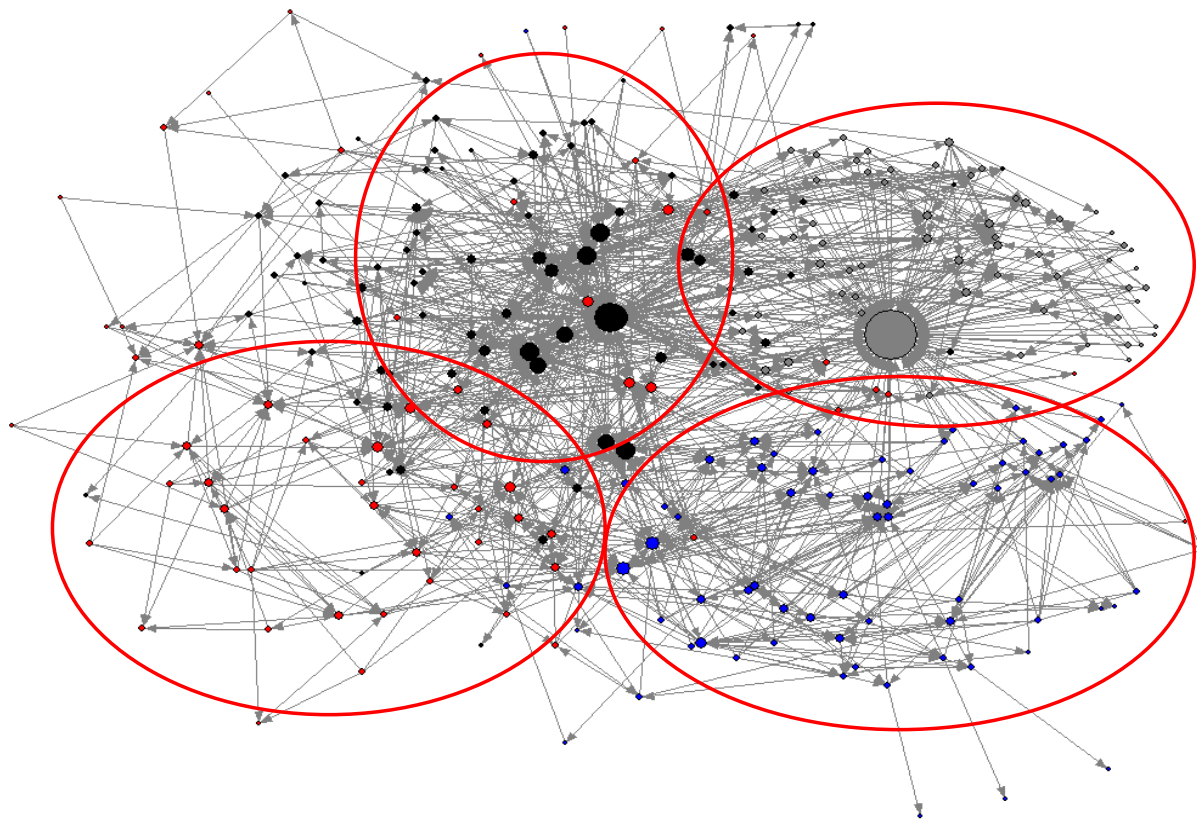
Penfield Brain Map



Brain Neural Network

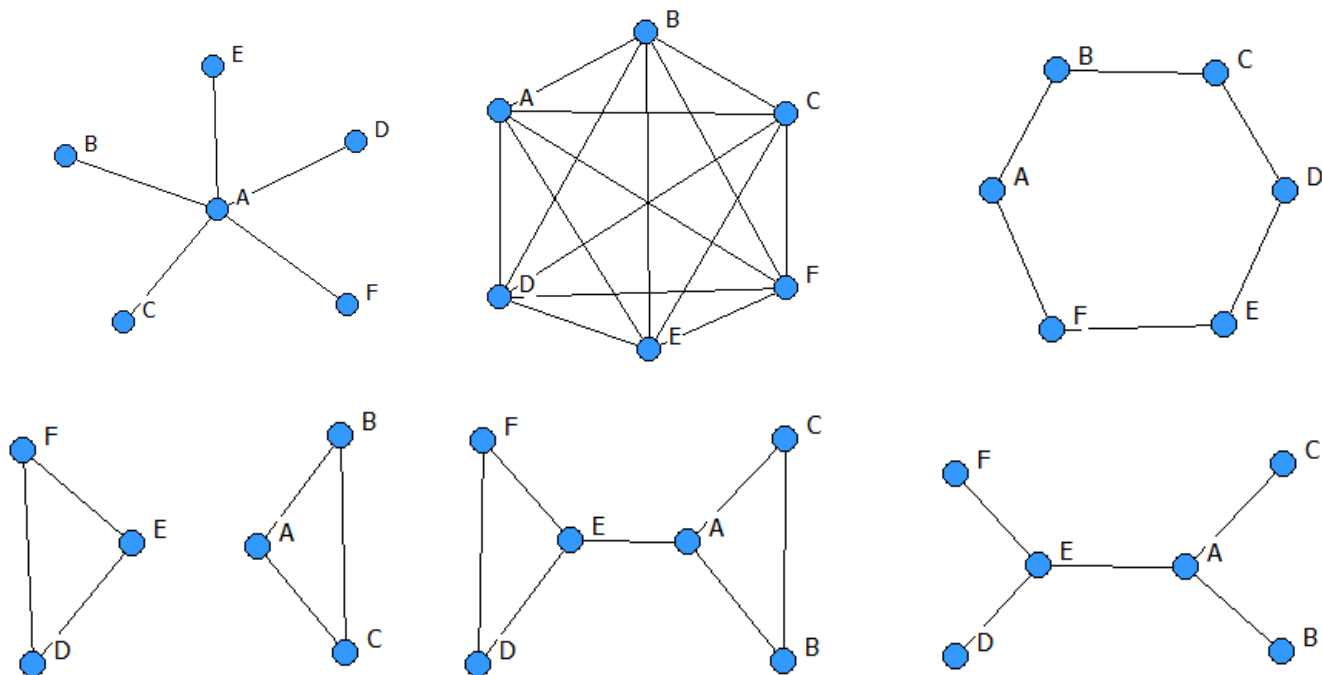


Brain Functional Areas



예쁜꼬마선충의 Neural Network (tie strength > 2)
(data: celegans_net.xlsx)

- 아래에 있는 여러가지 네트워크를 보고 복수의 집단으로 구성된 네트워크는 어떤 것인지 찾아보자
- 여러 집단으로 구성된 네트워크와 그렇지 않은 네트워크 간에는 어떤 특징적 차이가 있는지 생각해 보자

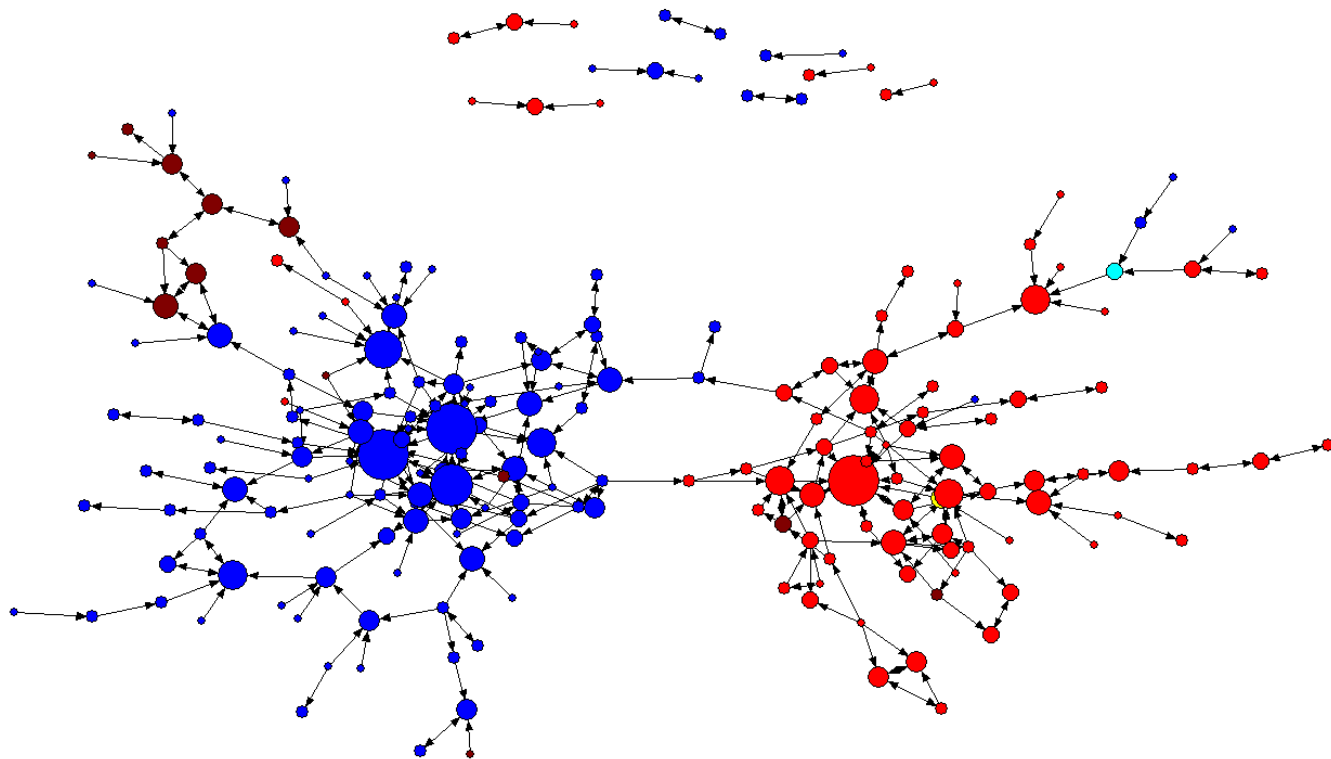


- 하위집단에 대한 다양한 approach

- ① 명목집단 (nominal group): 성, 연령대, 장르, 산업, 토픽 등과 같이 미리 정해진 범주로 분류된 집단 ⇒ 지난 주에 속성에 따른 E-I Index를 배웠음
- ② 실질집단 (real group): 노드 간 연결을 기반으로 분류한 집단 ⇒ 연결 밀도가 상대적으로 높은 노드의 집합 ⇒ 이번주에 배울 내용
- ③ 역할집단 (role-based group): 네트워크에서 같은 역할을 수행하는 노드의 집합 ⇒ 9. 위치와 역할에서 배움

- 하위집단으로 무엇을 알 수 있을까?

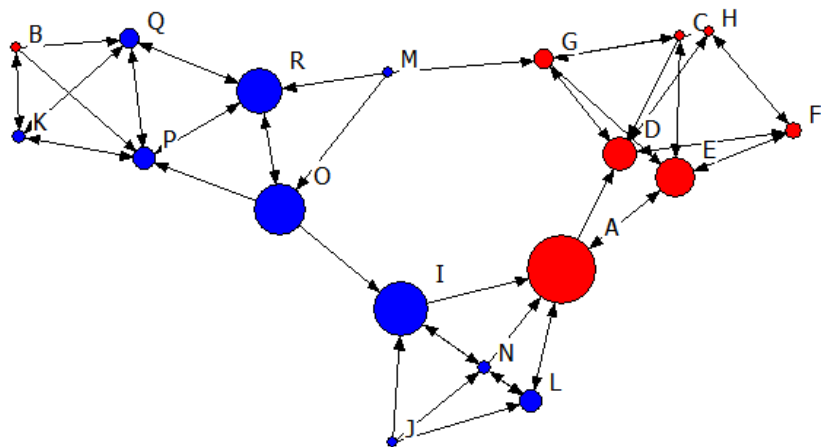
- 네트워크의 구조적 특성과 기능 → 갈등, 경쟁, 조정 등 (non-overlapping groups; membership sharing)
 - 연결의 패턴이 유사한 노드들을 어떻게 묶을 수 있을까? (예: 우리 회사에는 어떤 파벌이 존재하는가? 고객들이 같이 구매하는 상품은 어떤 것일까? 같이 검색하는 단어들을 어떻게 분류할 수 있을까?...)
 - 전체 네트워크가 어떤 기제(mechanism)에 의해 구조화(분절, 통합, 분류 등)되는가?
- 다음에 제시되는 몇 개의 네트워크를 살펴보면서 하위집단의 의미를 생각해 보자



Social network(acquaintance network) of drug users in Hartford (colored by race)

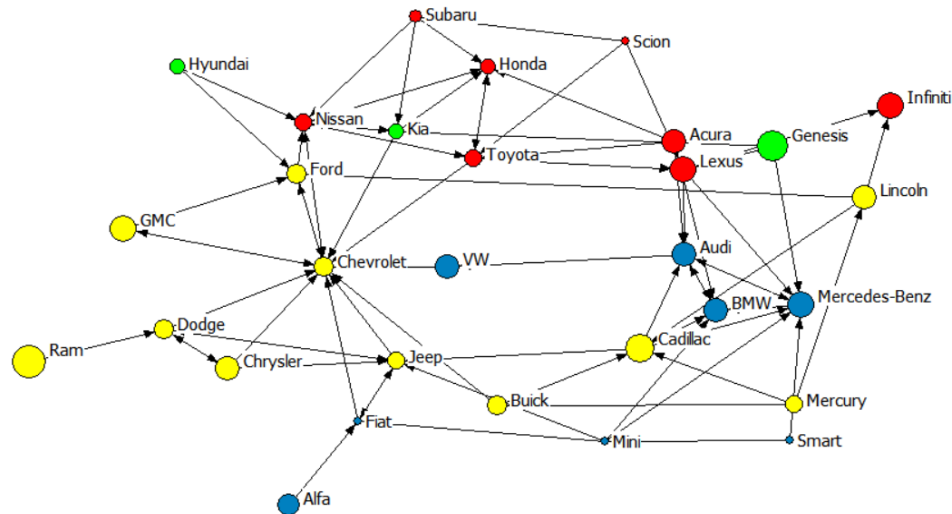
How many subgroups do you see?

[[drugnet.##h](#) & [drugattr.##h](#)]



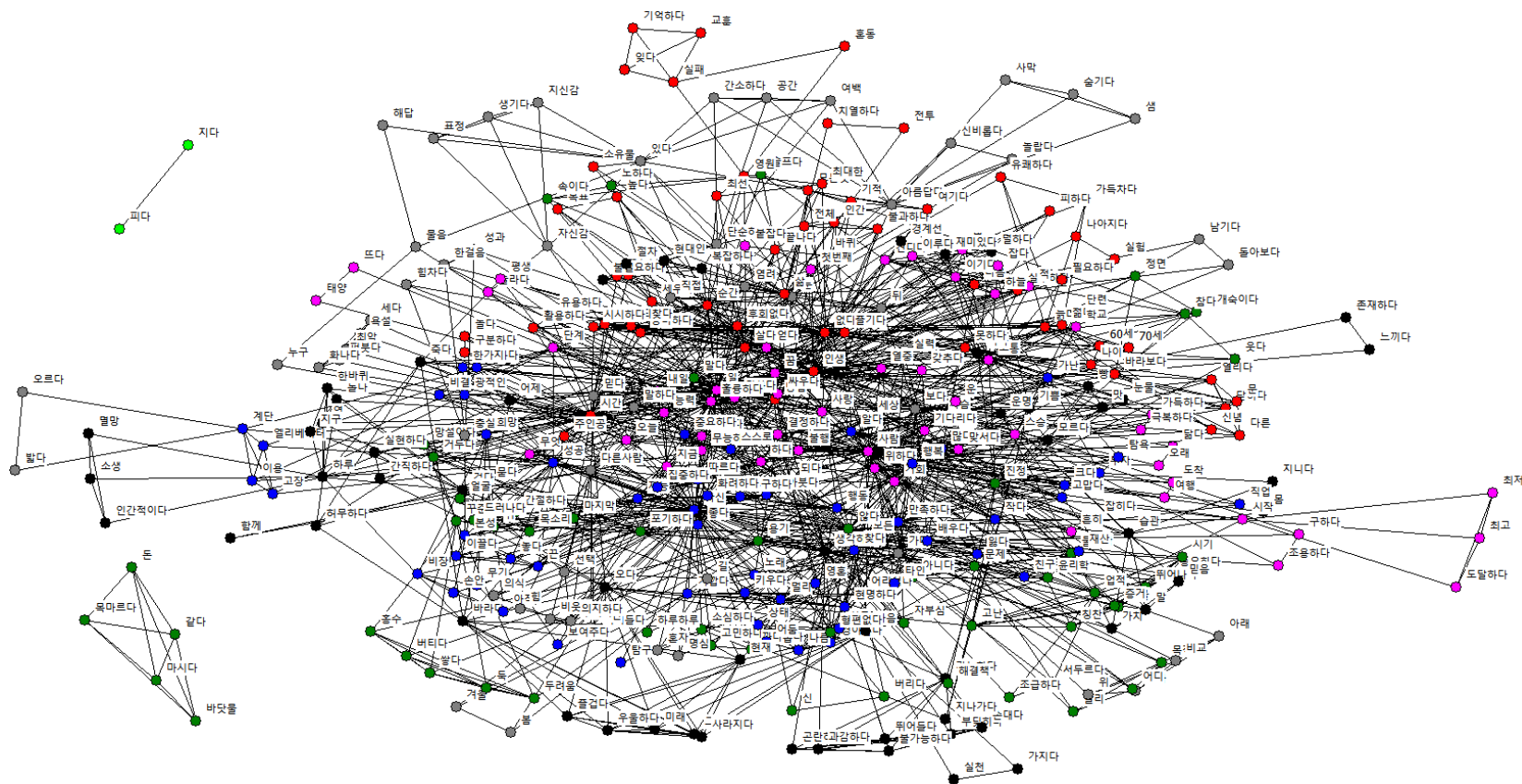
Advice Network
(colored by gender)

[interpersonal.##h & Interperational_att.##h]

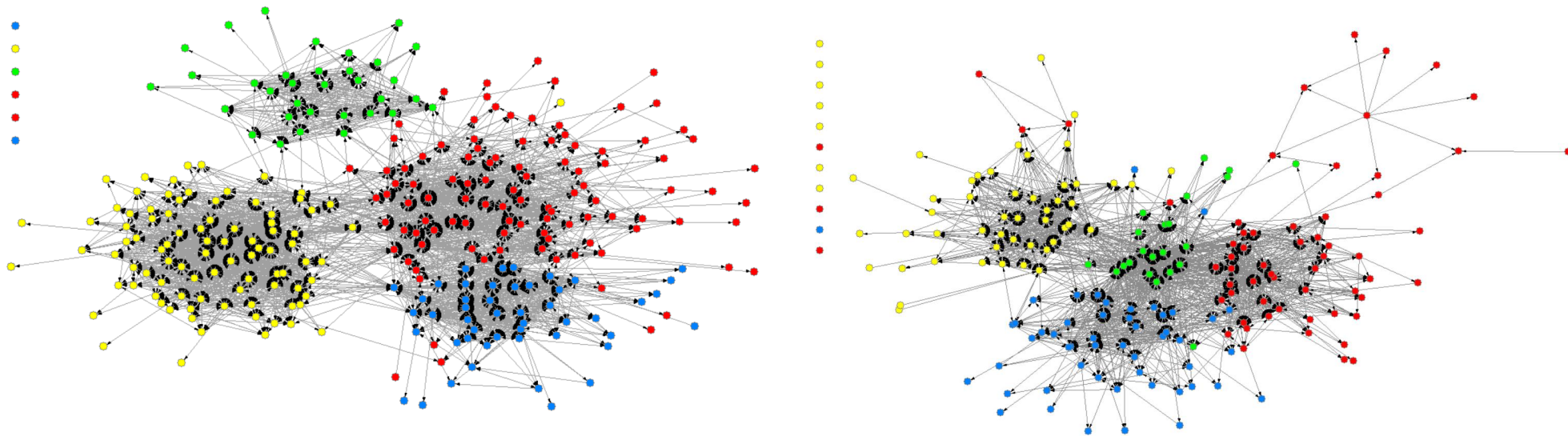


Car Google Search Network
(colored by country)

[auto_node.##h & auto_att.##h]



Word Network from 120 Famous Quotes (colored by subgroups)
[\[quotes_word.##h\]](#)



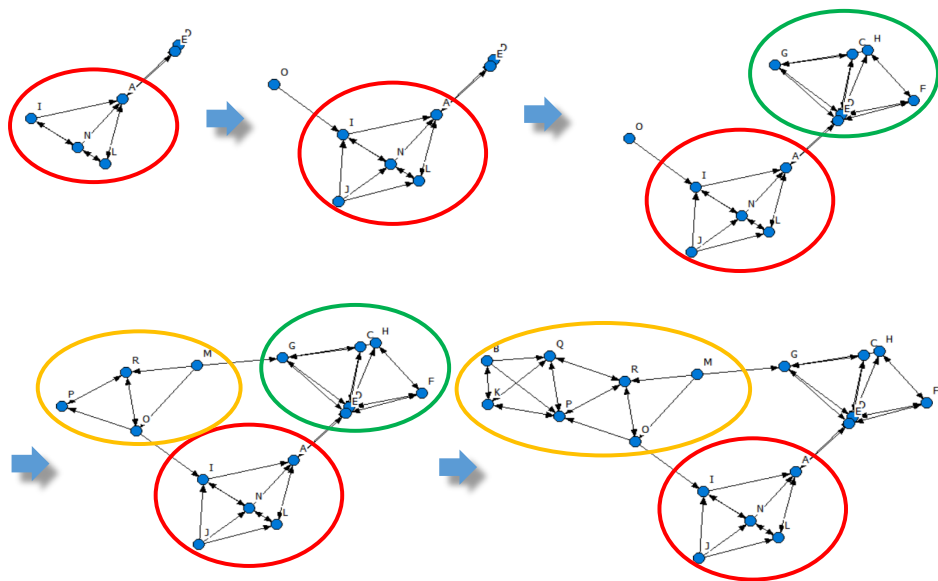
Employee Email Networks: Two Divisions in a Multidivisional Company

[[company.xlsx](#), [IslandDiv_att.xlsx](#), [CrossDiv_att.xlsx](#)]



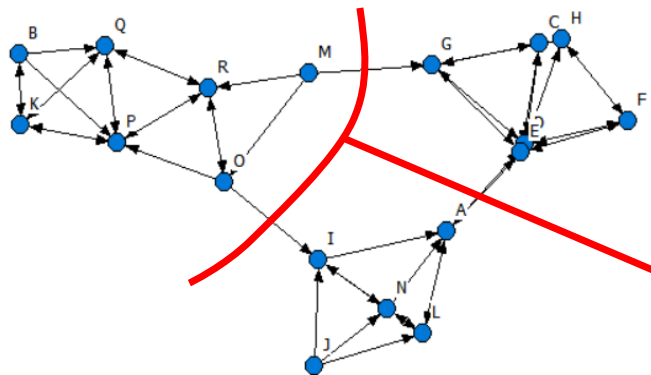
- 두 가지 접근 방법: **상향식 접근**(bottom-up approach) & **하향식 접근**(top-down approach)

상향식접근(Bottom-up Approach)



가장 작은 단위(dyad or triad)부터 시작하여
연결밀도가 낮아질 때까지 계속 묶어 나감

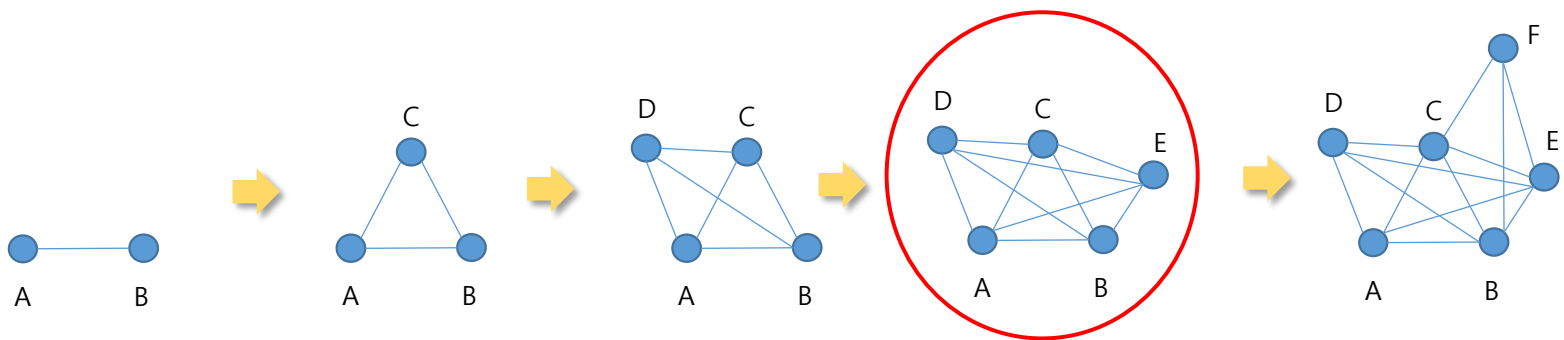
하향식 접근(Top-down Approach)



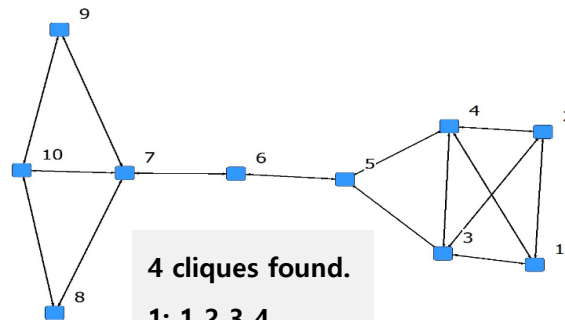
전체 네트워크를 한 눈에 보고 연결밀도에서
두드러진 차이가 나는 곳을 발견하는 방법

- **클릭**(clique: 파벌?)
 - 네트워크에서 가장 작은 연결의 단위는 이자관계(dyad) → 노드가 하나 추가되면 삼자관계(triad)
 - 클릭: **셋 이상의 노드**로 구성된 **최대 완전** 서브 그래프 (maximal complete subgraph)
 - 완전(Complete): 클릭 내의 모든 노드들이 직접 연결되어 있어야 함
 - 최대(Maximal): 노드를 추가했을 때 완전성이 깨지면 안 됨
- 아래 그림에서 클릭은?

상향식 접근은 개념만 배우고 실습은 하지 않습니다



- 다음 그림에서 클릭을 찾아보자
 - $\{1, 2, 3, 4\}$, $\{3, 4, 5\}$, $\{7, 8, 10\}$, $\{7, 9, 10\}$
 - $\{1, 2, 3\}$, $\{5, 6\}$, $\{7, 8, 9, 10\}$ 은 왜 클릭이 아닐까?
 - 하나의 노드가 여러 개의 클릭에 포함될 수도 있음
- Directed Data의 경우
 - 호혜성(reciprocity) 요건 추가 → 클릭 내에 포함된 노드들 간의 완벽한 호혜적(쌍방향) 연결



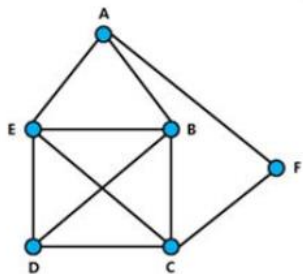
4 cliques found.

1: 1 2 3 4

2: 3 4 5

3: 7 9 10

4: 7 8 10

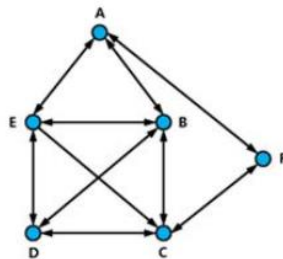


Non-directed network

2 cliques found.

1: A B E

2: B C D E



Directed network

3 cliques found.

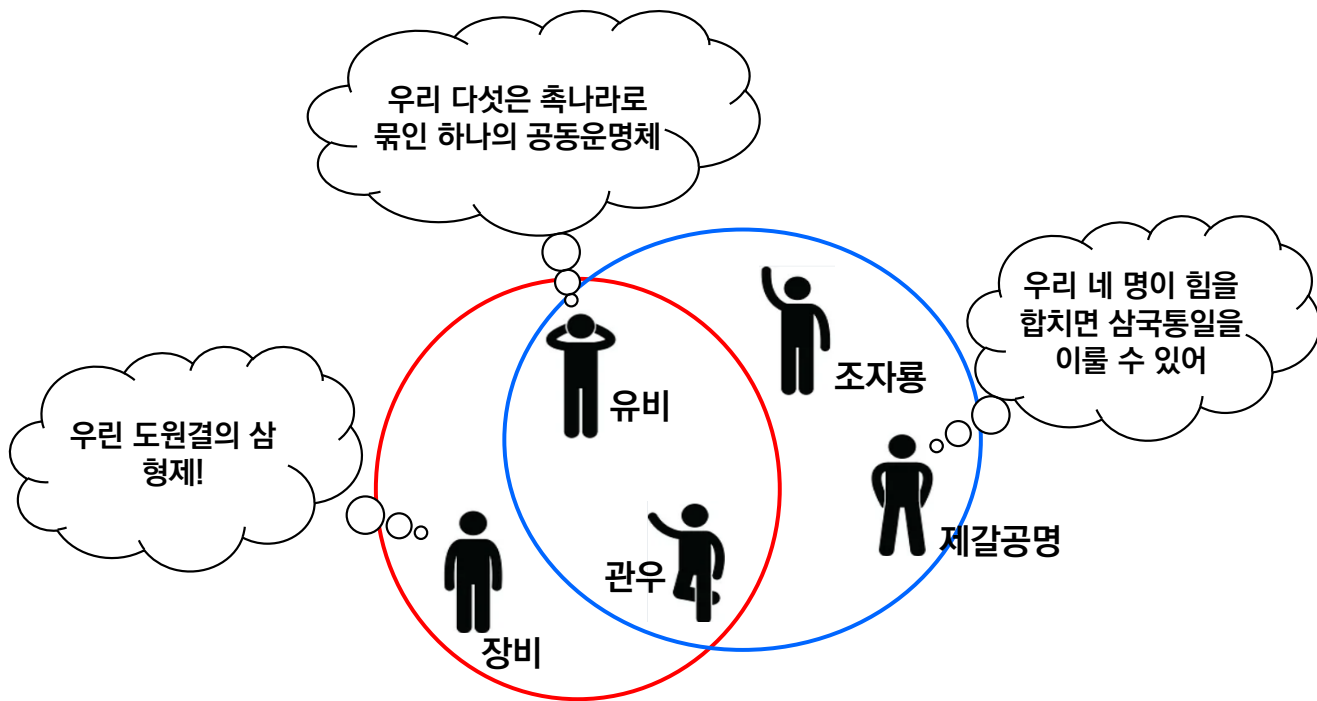
1. A B E

2. B D E

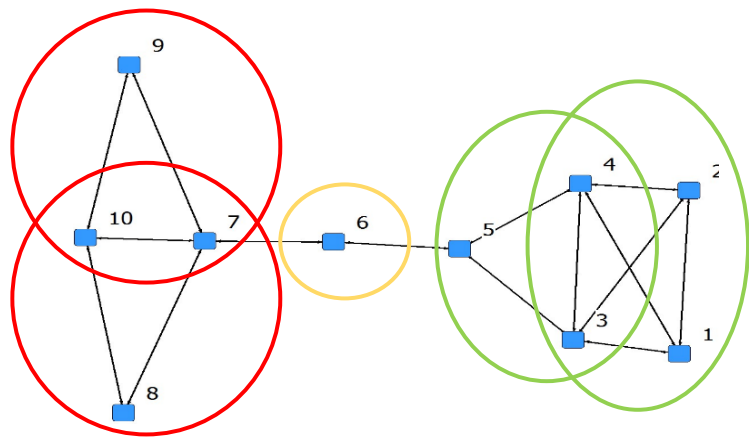
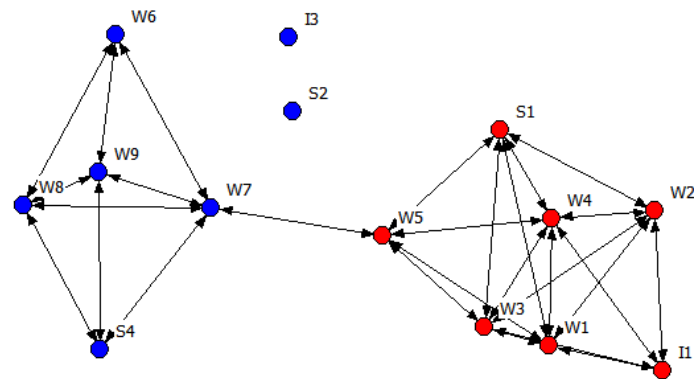
3. B C D

- Comembership

- 클릭들은 노드를 공유할 수 있음 \Rightarrow 노드를 많이 공유하는 클릭들은 하나의 하위집단을 간주할 수 있음



- Comembership에 따라 하위집단을 묶어보자
 - 클릭1과 클릭2는 두 노드 3, 4를 공유 → 묶을 수 있지 않을까?
 - 클릭3과 클릭4는 두 노드 7, 10을 공유 → 묶을 수 있지 않을까?
 - 클릭1과 클릭3은 공유하는 노드 없음 공유 → 묶기는 어려울 것 같음
 - 따라서... 하위집단 1 = {클릭1, 클릭2} = {1, 2, 3, 4, 5}... 하위집단
- Clique 방식은 개념적으로만 알아보고 실습은 하지 않습니다!



4 cliques found.

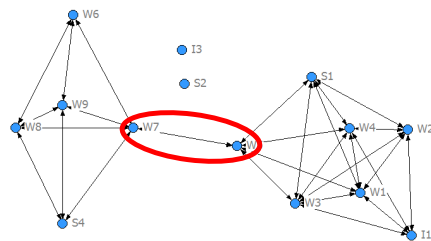
1: 1 2 3 4

2: 3 4 5

3: 7 9 10

4: 7 8 10

- 하향식 접근의 기본 논리
 - 약한(열은) 고리를 찾아라 \Rightarrow 전체 네트워크에서 단단히 묶여 있는 곳(밀도가 높은 지점)과 느슨하게 연결된 곳(밀도가 낮은 곳)을 찾아냄 \Rightarrow 밀도가 낮은 지점이 집단 사이에 분리가 있는 곳
 - 아래 그림에서 열은 고리(다른 곳보다 밀도가 낮은 지점)는??
 - 앞쪽에 제시된 다양한 네트워크 그림을 보면서 각 네트워크별로 몇 개의 하위집단으로 나뉘는 게 좋을지 생각해 보자.
- Faction 방법: 가장 직관적인 방법으로 전체 네트워크를 분석자가 원하는 수만큼 하위집단으로 나눔
 - 기본 알고리즘: 무작위로 원하는 집단 수만큼 분류 \rightarrow 노드를 반복적으로 이동 \rightarrow 하위집단 '내'의 밀도(density)를 최대화하고 하위집단 '간'의 밀도를 최소화 \rightarrow 반복 멈춤 \rightarrow final proportion correct 확인 \Rightarrow 하위집단 수 확정
 - Final proportion correct에 대한 일률적인 기준은 없으나 대략 0.7~0.8 정도면 기준 충족한 것으로 간주할 수 있음
 - Final proportion correct를 참고하여 분석자가 가장 적합하다고 판단하는 하위집단 수를 선택

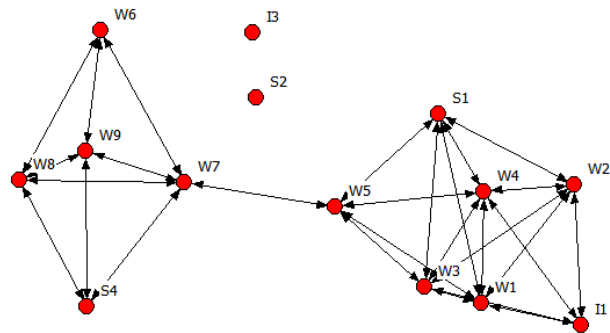


3 하향식 접근 (Faction)

16

- 다음 예를 가지고 faction 분석의 논리를 이해해 보자
- 아래와 같이 총 14개의 노드가 있는 데이터
- 그림을 확인해 보니 2개로 나누는 것이 좋을 것으로 생각됨 \Rightarrow 하위집단을 2개 나누어 봄

	I1	I3	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	S1	S2	S4
I1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
I3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
W1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0
W2	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0
W3	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0
W4	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
W5	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0
W6	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
W7	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	1
W8	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1
W9	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1
S1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
S2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0



```
Number of factions:      2
Measure of fit:          Hamming
Input dataset:           WIRING (
```

```
Initial proportion correct: :      0.5714
```

1. # of errors = 32
2. # of errors = 32
3. # of errors = 32

```
Final proportion "correct" :      0.8242
```

Group Assignments:

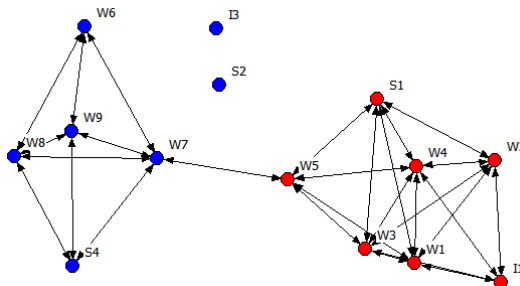
```
1:  I1 W1 W2 W3 W4 W5 S1
2:  I3 W6 W7 W8 W9 S2 S4
```

Grouped Adjacency Matrix

						1			1 1		1 1
1	5	3	4	6	7	2		2	8	0	1 9 3 4
I	W	W	W	W	W	S		I	W	W	W W S S

1	I1	1	1	1	1		
5	W3	1	1	1	1	1	1
3	W1	1	1	1	1	1	1
4	W2	1	1	1	1	1	1
6	W4	1	1	1	1	1	1
7	W5	1	1	1	1	1	1
12	S1	1	1	1	1	1	1
<hr/>							
2	I3						
8	W6				1	1	1
10	W8				1	1	1
11	W9				1	1	1
9	W7	1			1	1	1
13	S2						
14	S4				1	1	1

- UCINET이 반복작업을 하면서 2개의 하위집단으로 나누는 최적화된 방법을 찾음 ⇒ Group Assignments
- Grouped Adjacency Matrix는 Group Assignments에 따라 노드를 재배열한 Matrix
- Final Proportion Correct = 완벽하게 집단이 나누어졌을 때와 비교할 때, 집단 분류가 얼마나 정확한가?
 - 만약 완벽하게 집단이 나누어진다면 왼쪽 매트릭스와 같아야 함 (100% correct)
 - 그러나 실제 나누어진 집단은 왼쪽 매트릭스와 같음
 - 총 182개의 셀 중에 맞는 셀은 150개 (1번 블록: 36개, 2번과 3번 블록 각각: 48개, 4번 블록: 18개)
 - 따라서 final proportion correct = $\frac{150}{182} = 0.8242$



	I1	W3	W1	W2	W4	W5	S1	I3	W6	W8	W9	W7	S2	S4
I1		1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
W3	1		1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
W1	1	1		1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
W2	1	1	1		1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
W4	1	1	1	1		1	1	0	0	0	0	0	0	0
W5	1	1	1	1	1		1	0	0	0	0	0	0	0
S1	1	1	1	1	1	1		0	0	0	0	0	0	0
I3	0	0	0	0	0	0	0		1	1	1	1	1	1
W6	0	0	0	0	0	0	0	1		1	1	1	1	1
W8	0	0	0	0	0	0	0	1	1		1	1	1	1
W9	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1		1	1	1
W7	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1		1	1
S2	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1		1
S4	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	

- Valued Data

- Valued data는 일반적으로 subgroup 분석에 적합하지 않음
- Valued data를 그대로 쓰는 경우 → UCINET에서 자동적으로 binary data로 변환 (0보다 큰 값은 자동적으로 1로 dichotomize)
- 따라서 (1) UCINET의 dichotomize 방식을 그대로 따르거나, (2) 그렇지 않을 경우 적절한 수준에서 사전에 dichotomize한 데이터를 활용

CLIQUE

```
Minimum Set Size: 3
Input dataset: auto node valued (D:\2102060000\00T0000000000000000\2021\7.0000000000000000\auto node valued)
```

```
WARNING: Valued graph. All values > 0 treated as 1
20 cliques found.
```

- 1: Chevrolet Chrysler Dodge Jeep
- 2: Chevrolet Fiat Jeep
- 3: Chevrolet Ford GMC
- 4: Chevrolet Ford Nissan
- 5: Chevrolet Kia Nissan
- 6: Chevrolet Nissan Toyota
- 7: Audi BMW Cadillac Mercedes-Benz
- 8: Acura Audi BMW
- 9: Audi Lexus Mercedes-Benz
- 10: BMW Mercedes-Benz Mini
- 11: Cadillac Lincoln Mercury
- 12: Buick Cadillac Mercury
- 13: Acura Honda Toyota
- 14: Genesis Lexus Mercedes-Benz
- 15: Honda Kia Nissan Subaru
- 16: Honda Nissan Toyota
- 17: Ford Hyundai Nissan
- 18: Lexus Scion Toyota
- 19: Mercedes-Benz Mini Smart
- 20: Fiat Jeep Mini

FACTIONS

```
Number of factions:      4
Measure of fit:          Hamming
Input dataset:           auto_node_valued (D:\21년2학기 강의\네트워크 보는 세상\2021\7. 하위집단 보는\auto_node_valued
```

This version of Factions is intended for binary data

```
Initial proportion correct: : 0.3609
...Badness of fit: : 170.0000
...Badness of fit: : 168.0000
...Badness of fit: : 170.0000
```

```
Final proportion correct: :          0.8069
```

Group Assignments:

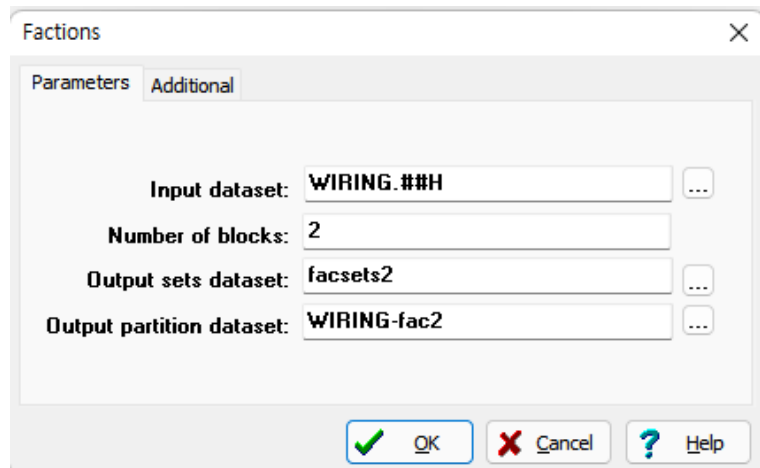
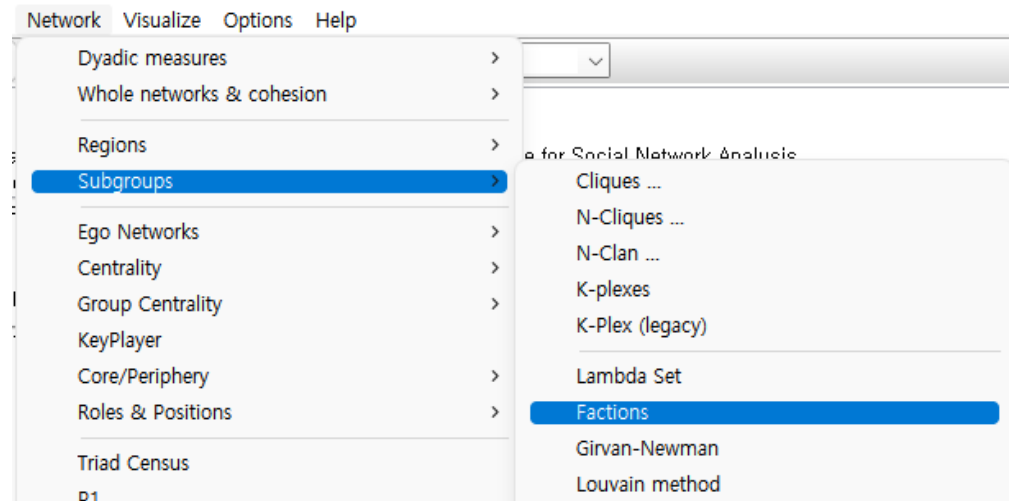
1: Buick Ford GMC Hyundai Infiniti Lincoln Mercury
2: Acura Audi BMW Cadillac Mercedes-Benz Mini Smart
3: Alfa Chevrolet Chrysler Dodge Fiat Jeep Ram VW
4: Genesis Honda Kia Lexus Nissan Scion Subaru Toyota

Grouped Adjacency Matrix

[illegible]

Network → Subgroups → Factions → Input dataset → Number of blocks (원하는 수 입력) → OK

ersion 6.732 [32-Bit]



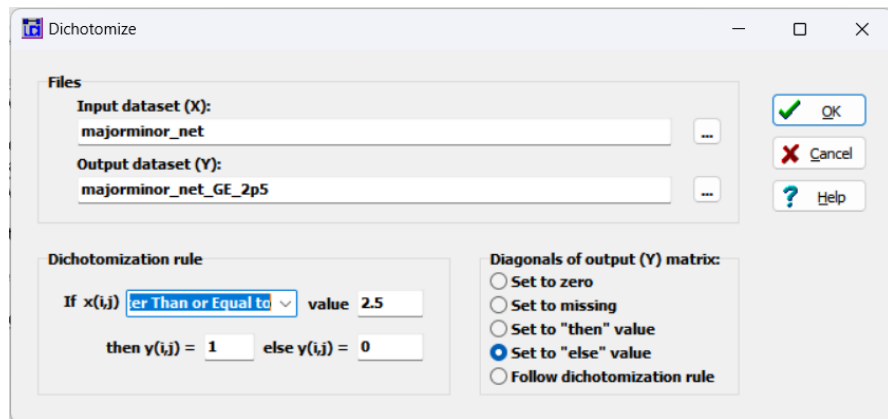
- Data: majorminor.xlsx (4년제 대학생의 전공-복수전공 선택 네트워크)
- 3개의 시트가 있습니다. 모두 확인해 봅시다.

id	e-비즈니스	가정관리학	간호학	건축공학	건축디자인	건축학	건축학
e-비즈니스	0	0	0	0	0	0	0
가정관리학	0	0	0	0	0	0	0
간호학	0	0	0	0	0	0	0
건축공학	0	0	0	0	0	0	0
건축디자인	0	0	0	0	0	0	0
건축학	0	0	0	0	0.540541	0	0.54
건축환경디자인	0	0	0	0	0	0	0
건축환경설비	0	0	0	0	0	0	0
게임공학	0	0	0	0	0	0	0
경영학	0.217391	0.434783	0	0	0	0	0
경제학	0	0.359712	0	0	0	0	0
경찰법행정	0	0	0	0	0	0	0
고분자공학	0	0	0	0	0	0	0
공연영상	0	0	0	0	0	0	0
공예	0	0	0	0	0	0	0
공학교육	0	0	0	0	0	0	0
과학교육	0	0	0	0	0	0	0
관광외식경	0	0	0	0	0	0	0
관광학	0	0	0	0	0	0	0
광고/홍보학	0	0	0	0	0	0	0
광학공학	0	0	0	0	0	0	0
교육학	0	0	0	0	0	0	0
그림교육	0	0	0	0	0	0	0

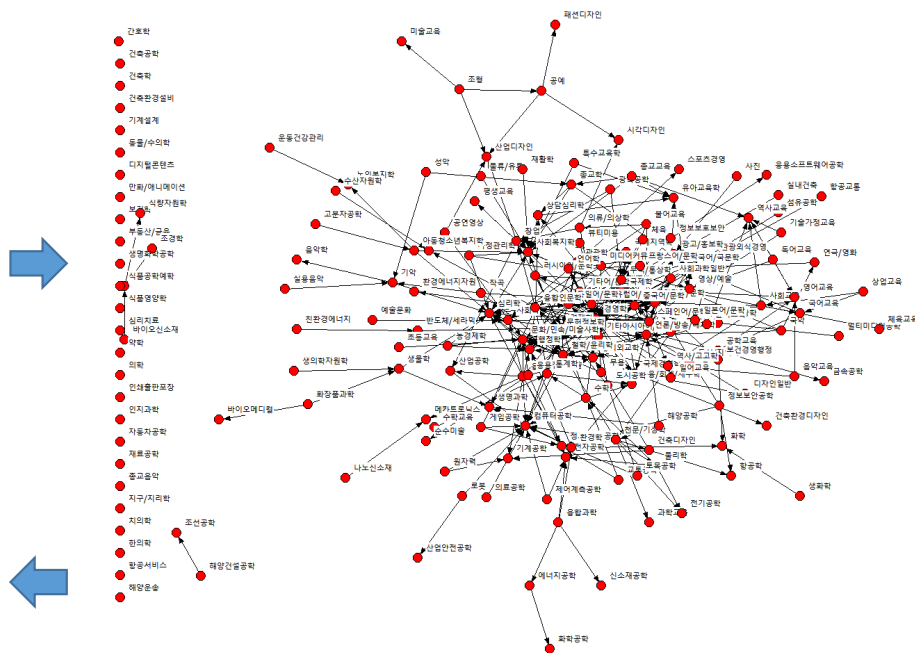
id	college	college_n	size	outdeg	indeg	coreperi
e-비즈니스	사회계열	3	14	4	0	2
가정관리학	자연계열	7	71	3	0	2
간호학	의약계열	5	143	0	0	2
건축공학	공학계열	1	122	0	0	2
건축디자인	공학계열	1	4	2	1	2
건축학	공학계열	1	185	0	0	2
건축환경디자인	예체능계열	4	42	0	1	2
건축환경설비	공학계열	1	21	0	0	2
게임공학	공학계열	1	34	3	0	2
경영학	사회계열	3	460	0	51	1
경제학	사회계열	3	278	1	18	1
경찰법행정	사회계열	3	83	0	2	2
고분자공학	공학계열	1	24	1	0	2
공연영상	예체능계열	4	12	2	0	2
공예	예체능계열	4	56	3	1	2
공학교육	교육계열	2	37	5	0	2
과학교육	교육계열	2	90	0	1	2
관광외식경영	사회계열	3	116	0	7	2
관광학	사회계열	3	26	8	0	1
광고/홍보학	사회계열	3	112	1	5	2
광학공학	공학계열	1	13	2	0	2
교육학	교육계열	2	96	6	4	2
그림교육	교육계열	1	26	2	0	2

자료출처	GOMS (대출자 직업이동조사) 설문조사에서 주, 복수, 부, 연계전공과 관련된 문항 사용 (4년제)
네트워크자료	GOMS에 제시된 전공코드는 120여개였으나 182개로 확대 182개 전공 간의 주전공, 복수(부)전공 흐름 row 전공 학생 column 전공을 복수전공한 학생의
속성자료	college_n: 계열 (공학 = 1, 교육 = 2, 사회 = 3, 예체능 = 4, 의약 = 5, 인문 = 6, 자연 = 7) size: 전공 규모 (설문에 포함된 학생의 수)

- 분석을 위한 준비
 - 먼저 네트워크 데이터를 불러들인 뒤, 2.5% cut-off 를 적용하여 dichotomize해 보자
 - 그 다음 dichotomize한 데이터를 시각화해 보자
 - Isolate와 small component가 많음 \Rightarrow 삭제하고 가장 큰 콤포넌트(main component)만 분석에 사용해 보자 (149×149 matrix)

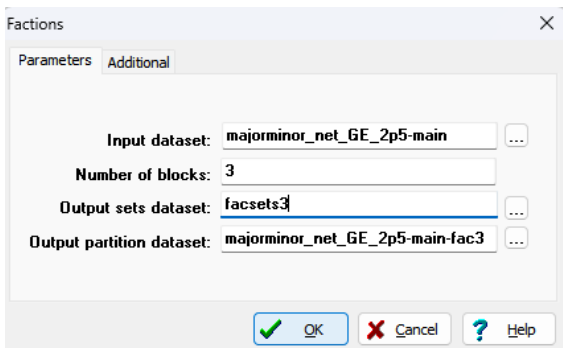
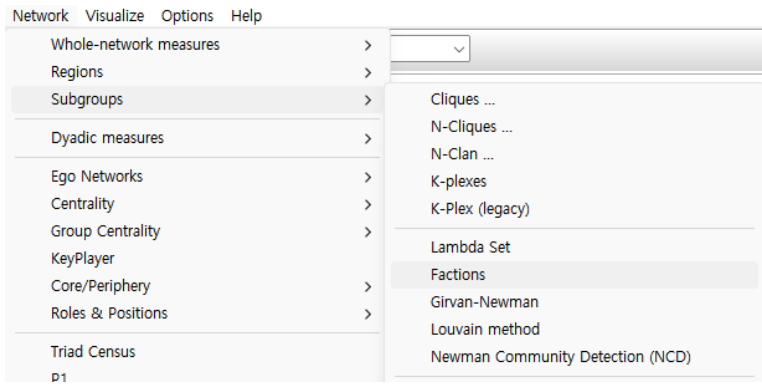


Data → *Filter/Extract* → *Main component* → *Input network dataset* (여기서는 dichotomize한 데이터) → OK



- 먼저 Faction을 이용하여 3개 집단으로 나누어보자 ⇒ FPC (final proportion correct)와 density table을 확인

Network → Subgroups → Factions → Input dataset → Number of blocks → OK



FACIONS

```

-----
Number of factions:                3
Measure of fit:                    Hamming
Input dataset:                      majorminor_net_GE_2p5-main
Initial proportion correct: :       0.0677

1. # of errors = 7052
2. # of errors = 7046
3. # of errors = 7058

Final proportion "correct" :       0.6805
  
```

Density Table

```

      1    2    3
-----
1 0.065 0.006 0.005
2 0.009 0.026 0.002
3 0.008 0.001 0.025
  
```

- 같은 방식으로 4개, 5개, 6개 하위집단으로 나누어 보자 ⇒ FPC (final proportion correct)와 density table을 확인

Network → Subgroups → Factions → Input dataset → Number of blocks → OK

FACTIONS

Number of factions: 4
 Measure of fit: Hamming
 Input dataset: majorminor

Initial proportion correct: : 0.5055

1. # of errors = 5282
 2. # of errors = 5264
 3. # of errors = 5284

Final proportion "correct" : 0.7613

Group Assignments:

FACTIONS

Number of factions: 5
 Measure of fit: Hamming
 Input dataset: majorminor

Initial proportion correct: : 0.5103

1. # of errors = 4176
 2. # of errors = 4178
 3. # of errors = 4170

Final proportion "correct" : 0.8109

FACTIONS

Number of factions: 6
 Measure of fit: Hamming
 Input dataset: 하위집단\majorminor_net_GE_2p5-main

Initial proportion correct: : 0.5530

1. # of errors = 3490
 2. # of errors = 3452
 3. # of errors = 3464

Final proportion "correct" : 0.8435

Density Table

	1	2	3	4
1	0.025	0.015	0.002	0.003
2	0.008	0.101	0.004	0.008
3	0.004	0.016	0.024	0.002
4	0.004	0.009	0.002	0.029

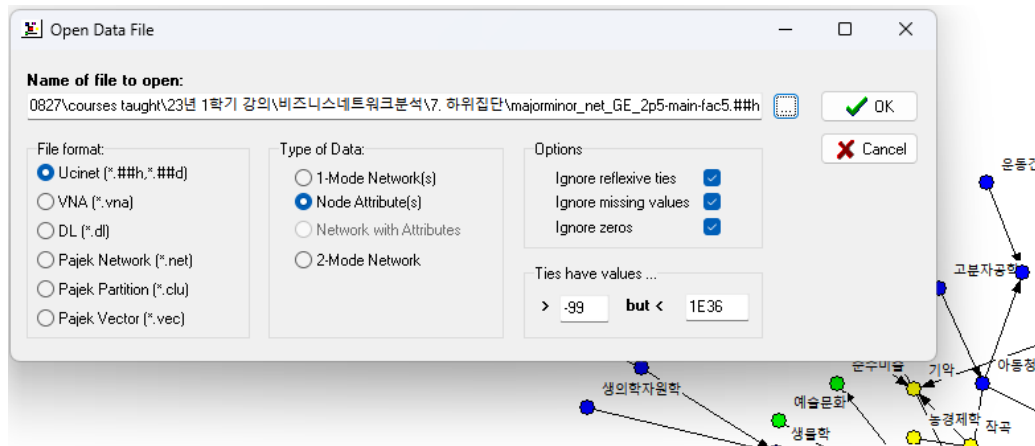
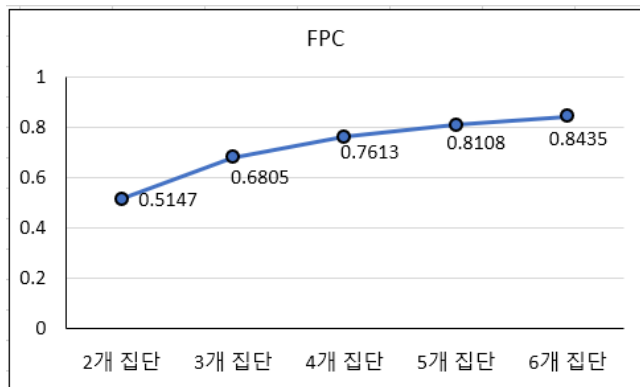
Density Table

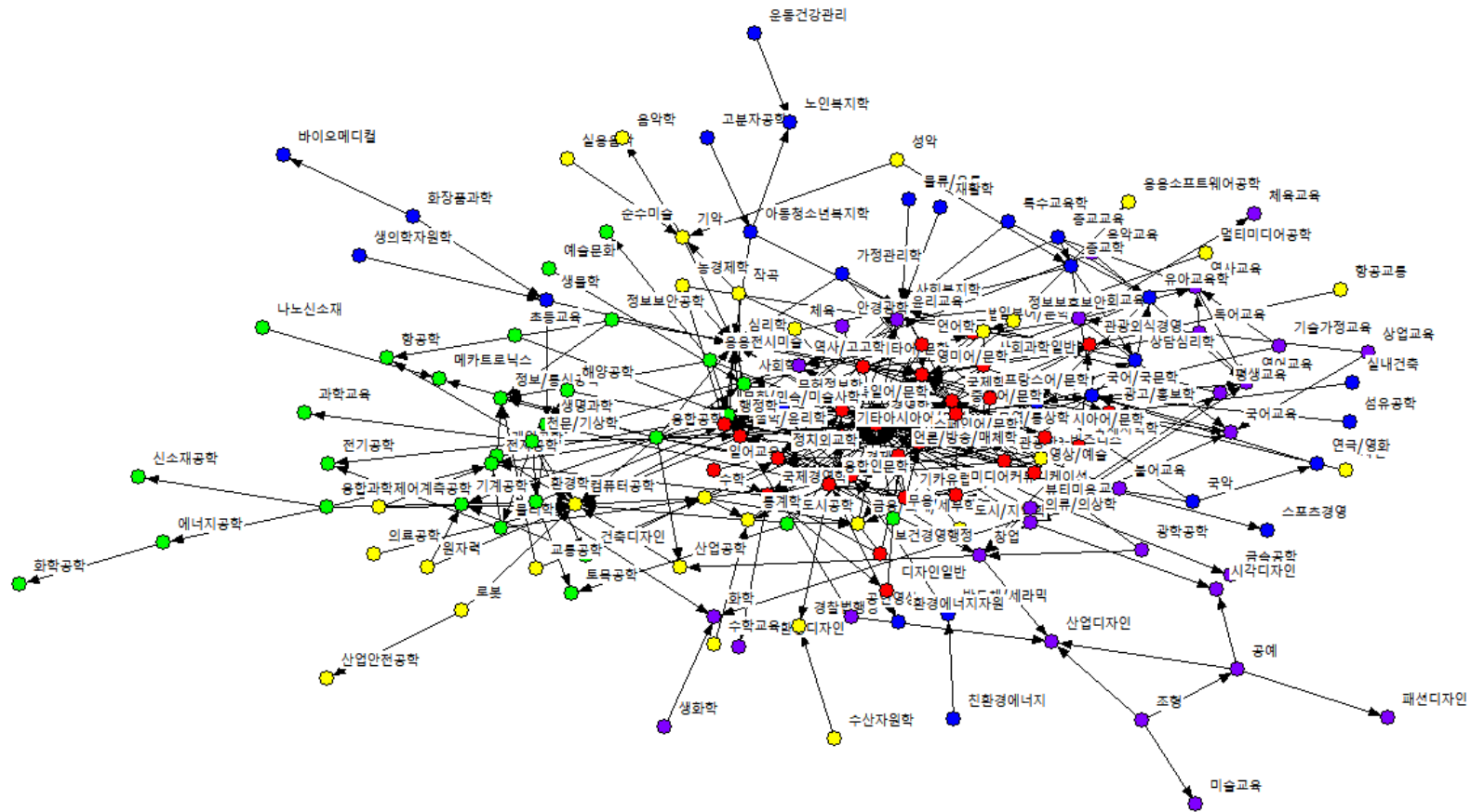
	1	2	3	4	5
1	0.126	0.013	0.004	0.004	0.004
2	0.014	0.042	0.001	0.001	0.003
3	0.021	0.004	0.027	0.003	0
4	0.019	0.003	0.007	0.041	0.002
5	0.016	0.003	0.001	0.003	0.038

Density Table

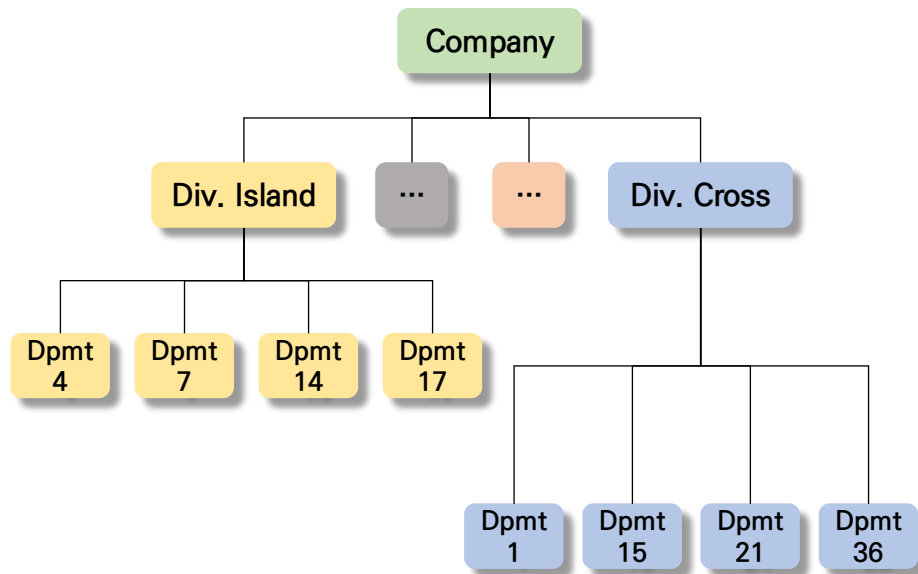
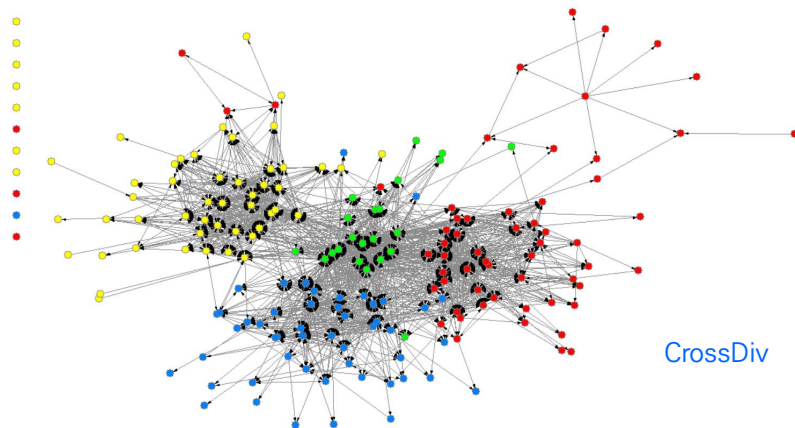
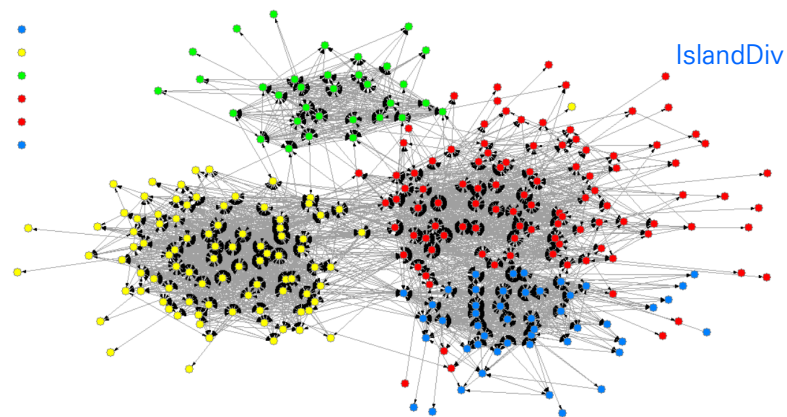
	1	2	3	4	5	6
1	0.031	0	0.020	0.003	0.002	0
2	0.003	0.027	0.028	0.007	0.007	0
3	0.009	0.008	0.152	0.013	0.007	0.008
4	0	0	0.013	0.047	0.002	0.005
5	0.005	0.002	0.021	0.005	0.060	0.003
6	0.002	0	0.022	0.002	0.002	0.054

- FPC를 확인해 보고, 몇 개의 집단으로 나누는 것이 좋을지 결정해 보자.
- 저는 5개 집단이 좋아 보입니다 (4개도 괜찮아 보입니다)
- 5개 집단으로 나눈 것을 시각화해 보자
- NetDraw로 네트워크 데이터(이름을 바꾸지 않았다면 majorminor_net_GE_2p5-main.###h)를 열고, 하위집단을 나누어 놓은 데이터(이름을 바꾸지 않았다면 majorminor_net_GE_2p5-main-fac5.###h)를 속성데이터로 불러들인 뒤 그림에 표시





- HR Analyst인 송씨는 직원들의 커뮤니케이션 네트워크 구조가 회사의 성과에 커다란 영향을 미친다고 생각하고 있습니다
- 그래서 어떤 회사에 있는 사업부 중 성과가 가장 높은 사업부와 성과가 가장 낮은 사업부를 뽑아 각 사업부 내 직원들의 이메일 커뮤니케이션 패턴을 분석해 보기로 했습니다. 사업부는 다음과 같습니다
 - Island Division: 4개 부서에 직원수 280명으로 구성; 성과가 가장 낮은 사업부
 - Cross Division: 4개 부서에 직원수 190명으로 구성; 성과가 가장 높은 사업부
- [Company.xlsx](#): 직원들의 이메일 송수신 데이터이며 사업부별로 별도의 시트에 저장
 - IslandDiv: Island Division 직원들(직원수 = 280명)이 이메일을 주고받은 기록
 - CrossDiv: Cross Division 직원들(직원수 = 190명)이 이메일을 주고받은 기록
 - 두 데이터 시트 모두 edge list 형태로 기록 (첫번째 열 = 이메일을 보낸 사람의 ID, 두번째 열 = 이메일을 받은 사람의 ID)
 - IslandDiv_att & CrossDiv_att: 두 사업부 직원의 속성 데이터 (각 직원의 부서코드 - 사업부마다 4개 부서)



1. 두 개 사업부의 직원 커뮤니케이션 네트워크 그림을 그려보세요. 속성자료(부서)도 활용해 보세요. 앞 쪽의 그림과 비슷한지 확인해 보십시오. 이 문제는 확인만 하고 제출하지 않아도 됩니다.
2. 두 사업부의 전체 커뮤니케이션 네트워크 구조를 비교해 보고자 합니다. 관련된 분석을 한 후 분석 결과를 토대로 다음 쪽에 있는 표를 채우십시오. 응집도, 집중도, 호혜성, 이행성 중에서 두 사업부 간 가장 커다란 차이를 보이는 것은 무엇일까요? 그 차이가 무엇을 의미하는 것인지 짧게 적어주십시오.
3. 각 사업부별로 부서 내/간 커뮤니케이션 패턴에 차이가 있는지를 알아보고자 합니다. UCINET을 활용하여 적절한 분석을 수행한 후 다음에 답하십시오.
 - ① 두 사업부의 density matrix를 캡처해서 제시하십시오. Island 사업부에서 부서내 커뮤니케이션이 가장 활발한 부서는 어떤 부서이고 그 부서의 density는 얼마입니까? Cross 사업부에서 어느 부서와 어느 부서 간의 커뮤니케이션이 가장 활발합니까? 왜 그렇게 생각하는지 근거를 들어 설명하십시오.
 - ② 두 사업부의 E-I index를 구한 후 다음 쪽에 나와 있는 것처럼 전체, 그리고 부서별 E-I index를 정리하십시오. 두 사업부 중 어떤 사업부가 부서내 커뮤니케이션 패턴이 강할까요? E-I index를 가지고 답하십시오.
 - ③ Cross 사업부에서 부서간 커뮤니케이션을 많이 하는 부서는 어떤 부서인가요? 왜 그렇게 생각하는지 E-I index를 가지고 답하십시오.
4. Cross Division을 Faction 방법에 따라 4개의 집단으로 나누어 본 후 다음에 답하십시오.
 - ① Final Proportion Correct 값은 얼마입니까?
 - ② Cross 사업부의 직업 커뮤니케이션 네트워크 그림에 Faction 방법에 따라 나누어진 4개의 집단을 표시한 후 그림을 제시하십시오. 1번에서 그렸던 그림과 어떤 차이가 있는지 간단히 적어주십시오.

2번 표

네트워크의 구조적 특성	IslandDiv	CrossDiv
Density		
Average degree		
Connectedness		
Out-Centralization		
In-Centralization		
Arc Reciprocity		
Transitivity		

3번 표 (예시)

Island Division		Cross Division	
Expected E-I Index		Expected E-I Index	
Whole E-I Index		Whole E-I Index	
G1 E-I Index		G1 E-I Index	
G2 E-I Index		G2 E-I Index	
G3 E-I Index		G3 E-I Index	
G4 E-I Index		G4 E-I Index	