브라에스 역설 위험군 분류 실험

대한민국 변전소를 기반으로

대전대신고 권희섭, 박민우, 차연우

1. 서론

현대 사회에서 전력망은 경제·산업·일상생활에서 매우 중요하다. 특히 급속한 도시화와 재생에너지 확대에 따라 전력 수요의 지역별 편차가 점차 심화되고 있으며, 송전망 병목 현상으로 인한 공급 불안정성은 대규모 정전 사태로 이어질 위험이 크다. 전력 수요가 급격히 증가하는 수도권 지역에서는 특정 구간에 과부하가 집중되어 송전 효율이 떨어지고, 추가 설비를 증설해도 오히려 전체 계통의 안정성을 저해하는 현상이 관찰된다. 이러한 현상은 설비를 늘렸는데도 병목이 개선되지 않거나 오히려 악화되는 전력망의 구조적 문제를 발생시키고 있다.

수도권 전력망은 산업, 상업, 주거 수요가 밀집된 특수한 에너지 환경으로, 지역 내 발전 설비가 부족해 외부 전력에 대한 의존도가 높다. 특히 강남, 용산, 영등포 등 고수요 지역은 장거리 송전에 따른 손실과 과부하 위험이 크다. 또한 주요 변전소인 송파·성수 등을 중심으로 방사형 구조가 형성되어 있어, 단일 경로에 장애가 생길 경우 계통 전체에 연쇄적 영향을 미칠 수 있다. 이는 전력망의 회복탄력성을 낮추는 구조적 취약 요인이다. 여기에 풍력·태양광 등 재생에너지의 변동성까지 더해지면서, 주파수와 전압의 불안정이 증가하고 있다. 예측 기반의 설비 보강이 실제 전력 흐름과 불일치할 경우 오히려 병목을 유발하는 역효과가 발생할 수 있다. 결국 수도권 전력망은 수요 집중, 경로 의존, 재생에너지 불확실성이 복합적으로 얽힌 상태이며, 단순한 설비 확충을 넘어 구조적 개선과 예측 정밀도가 함께 요구되는 상황이다.

본 연구는 수도권 전력망을 대상으로 브라에스 역설의 관점에서 병목 발생 위험을 체계적으로 탐지하고, "신규 송전선의 추가 또는 변경이 오히려 전체 계통의 혼잡을 심화시킬 수 있는가?"라는 핵심 질문에 답하고자 한다. 이를 위해 다음과 같은 세 가지 목적을 설정하였다. 세 가지 목적은 다음과 같다. 첫째, 수도권 전력망의 구조적 특성을 정량적·정성적으로 분석함으로써, 병목 가능성이 높은 핵심 노드와 선로를 식별한다. 주요 지표로는 송전거리, 부하율, 연결 중심성, 클러스터 계수 등을 활용하며, 이를 통해 구조적 취약 구간을 도출한다. 둘째, 브라에스 역설이 발생할 수 있는 계통 조건을 수치적으로 정의하고, 위험 구간에

대한 '안전 반경'을 공간·시간축 상에서 시각화한다. 이를 통해 단순 구조 확장이 아니라, 계통 전체의 흐름과 부하 분포에 기반한 신중한 판단 기준을 제시한다. 셋째, 결정 트리, 랜덤 포레스트 등 AI 기반 예측 모델을 도입하여 신규 선로 설계 시 병목 유발 가능성을 사전에 경고하는 시스템을 구축한다. 이 모델은 다양한 구조·수요 조건에 따라 병목 발생 여부를 학습하며, 선제적 계통 안정성 확보를 목표로 한다.

본 연구의 핵심 이론적 틀은 교통 네트워크에서 처음 제시된 브라에스 역설에 있다. 브라에스 역설은 네트워크에 추가 경로를 개설했음에도, 이용자의 합리적 선택에 의해 전체 체증이 증가하는 아이러니를 설명한다. 전력망은 옴의 법칙과 네트워크 위상 관점에서 유사 메커니즘을 보일 수 있다. 따라서 DCPF 기반 가상 실험으로 그 가능성을 정량 검토했다. 실제로 발전소와 부하 간 전력 흐름은 전류 분배 규칙에 따라 이루어지며, 특정 간선에 부하가 집중되면 선로 저항·임피던스의 고저항 경로 선호 현상이 발생해 계통 전체의 병목이 심화된다. 이른바 전력망 브라에스 역설은 기존 연구에서 실제 전력계통 시뮬레이션을 통해 이론적으로 검증된 바 있다.

2. 재료 및 방법

1) 탐구 범위 및 구성

범위: 분석 그래프의 노드 수는 변전소와 송전선을 활용한 60개로 일관 표기한다(전처리로 통합된 노드 포함). 본문 모든 표·수식(N)도 60 기준으로 정리한다.

데이터:

- 변전소 위치·ID (daejeon_grid_buses.csv)

	A	B	C	D	E	F	G
1	id	bus_name	vn_kv	lat	lon	substation	
2	1246590571	bus_12465	154	35.8692254	128.568744	distribution	
3	2019661789	bus_2019661789		35.1653889	129.104481	minor_distribution	
4	4269890594	주변전소B		37.439413	126.464893		
5	4643409683	송전탑		35.2657467	129.020827		
6	4765741833	bus_47657	154	34.9450398	127.42611	transmission	
7	5631611241	화물배전변전소		37.4608955	126.465431		
8	7741147692	bus_7741147692		37.2537548	127.08088		
9	7885077990	bus_7885077990		36.7074943	129.440529		
10	9630367345	bus_9630367345		37.5287001	127.280334		
11	10083186315	성수변전소		37.5471772	127.064392	industrial	
12	10083209039	화양변전소	154	37.5667664	127.084452	distribution	
13	10083209052	구의변전소	154	37.5358559	127.095696	distribution	
14	10083512808	논현변전소	154	37.5196202	127.03414	distribution	
15	10083524125	논일변전소	154	37.5116784	127.022583	distribution	
16	10083524126	역삼변전소	154	37.5001495	127.036268	distribution	
17	10083524127	선릉변전소	154	37.5114431	127.058198	distribution	
18	10083524140	양지변전소	154	37.4853239	127.027346	distribution	
19	10083524141	서초변전소	154	37.4941631	127.01246	distribution	

- 송전선 연결 정보 (daejeon_grid_lines_with_endpoints.csv)

	A	I	C	D	E	F	G	H
1	id		vn_kv	circuits	lat	lon	from_bus	to_bus
2	24059423		765	2	37.4357576	128.2313469	bus_96303	천호변전소
3	32885942		154	2	35.8237706	128.5733592	bus_12465	공평변전소
4	48738587		154		36.3973287	127.3817718	동대전변전	전주변전소
5	116434020		154	2	37.0029264	127.2885942	bus_77411	가락변전소
6	116434385		154	2	37.0266544	127.1755653	bus_77411	가락변전소
7	118606346		345	2	36.6677932	126.8945231	동대전변전	bus_774114
8	119001904		345	2	36.3520793	127.1612333	동대전변전	전주변전소
9	119005956		765	2	36.6978737	126.9972154	동대전변전	bus_774114
10	119008158		154	2	38.1383814	128.5592154	bus_96303	중계변전소
11	119128219		345	2	36.591656	126.7146602	동대전변전	bus_774114
12	119128221		154		36.7452306	126.9355416	bus_77411	동대전변전소
13	119180550		154	2	36.8455703	127.0842927	bus_77411	동대전변전소
14	119306148		154	2	36.8352704	126.9670282	bus_77411	동대전변전소
15	120110408		765	2	36.9321167	127.3337801	bus_77411	가락변전소

- 부하율 포함 송전선 데이터 (daejeon_grid_lines.csv)

	A	B	C	D	E	F
1	id	lir	vn_kv	circu	lat	lon
2	24059423		765	2	37.4357576	128.231347
3	32885942		154	2	35.8237706	128.573359
4	48738587		154		36.3973287	127.381772
5	116434020		154	2	37.0029264	127.288594
6	116434385		154	2	37.0266544	127.175565
7	118606346		345	2	36.6677932	126.894523
8	119001904		345	2	36.3520793	127.161233
9	119005956		765	2	36.6978737	126.997215
10	119008158		154	2	38.1383814	128.559215
11	119128219		345	2	36.591656	126.71466
12	119128221		154		36.7452306	126.935542
13	119180550		154	2	36.8455703	127.084293
14	119306148		154	2	36.8352704	126.967028
15	120110408		765	2	36.9321167	127.33378
16	123992103		154	2	37.884004	126.726115
17	124476975				36.8284237	127.131845
18	124752244				36.8311812	127.128334

2) 데이터셋 구성

데이터셋	형태	주요 컬럼 및 설명
변전소 위치 정보 daejeon_grid_buses.csv	60×6	- id: 변전소 고유번호 - bus_name: 변전소 이름 - vn_kv: 전압 등급 (kV) - lat, lon: 위도·경도 - substation: 도시/교외 구분
송전선 토폴로지 daejeon_grid_lines_with_endpoints.csv	3,662×8	- id: 선로 고유번호 - line_name: 회선 이름 - vn_kv: 전압 등급 - circuits: 병렬 회선 수 - from_bus, to_bus: 양 끝 변전소 id - lat, lon: 중간 지점 좌표
송전선 부하 정보 daejeon_grid_lines.csv	3,662×6	- id, line_name, vn_kv, circuits - loading_percent: 평균 부하율(%) - impedance_ohm: 선로 임피던스(Ω) - max_load_mva: 최대 허용 부하(MVA)

3) 전처리 과정

① **결측치 보정 및 이상치 제거**

vn_kv, circuits 결측값: 해당 전압 등급·회선 수의 다수치(Mode)로 대체함.

loading_percent > 100은 과부하 사례로 보존(overload_flag=1)하고, < 0만 데이터 오류로 제거한다.

② **좌표계 통일**

GeoPandas로 WGS84 좌표계(EPSG:4326)로 변환함.

Folium 및 거리 계산(haversine)용 준비함.

③ **데이터 병합**

토폴로지 파일(..._with_endpoints.csv)에 부하 정보(lines.csv)를 id 기준으로 조인함.

최종 엣지 테이블: from_bus, to_bus, distance_km, loading_percent, impedance_ohm, vn_kv, circuits

4) 분석 환경 및 라이브러리

① **언어 및 툴:** Python 3.10; Jupyter Notebook (VS Code)

② **주요 라이브러리:**

데이터 처리: pandas, GeoPandas, NumPy

네트워크 분석: NetworkX

공간 분석: haversine

시각화: Matplotlib, Seaborn, Folium

5) 분석 절차

① **그래프 생성**

from_bus–to_bus를 노드로, 병합된 엣지 테이블을 간선으로 NetworkX 그래프를 구축함.

② **기초 통계 산출**

노드: Degree, Degree Centrality, Clustering Coefficient, 평균 최단경

로 길이
간선: 거리(㎞), 부하율, 임피던스, Edge Betweenness Centrality

③ **시각화 예비 작업**
히스토그램 및 산점도로 분포를 확인함.
Folium 지도 위에 노드와 간선을 덧그려 공간적 패턴 검토함.

④ **브라에스 위험 지표 계산**
"고부하(loading > 80%) + 저군집성(clust_coef < 0.2)" 조합을 위험 노드/간선 후보로 분류함.

⑤ **AI 예측 모델 준비**
특징행렬: 거리, 회선 수, 부하율, 중심성 지표, 노드 속성
레이블: "신규 연결 시 병목 발생(Yes/No)" 가상 실험 결과 기반

3. 본론

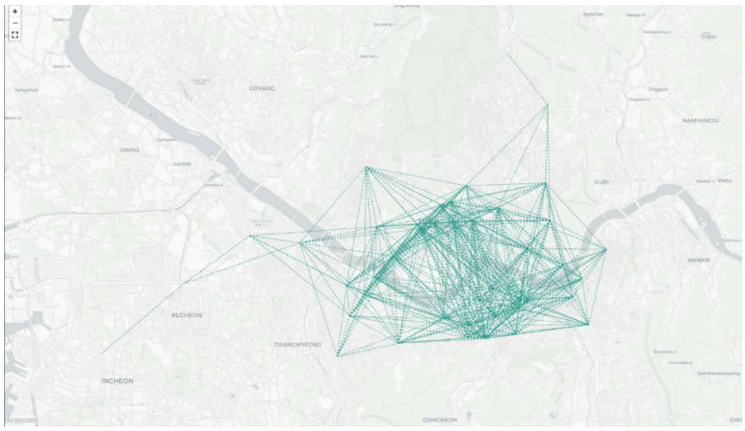
1) 전체 전력망의 연결 밀도 및 공간 분포

① **네트워크 밀도**

$$\text{Density} = \frac{2E}{N(N-1)}$$

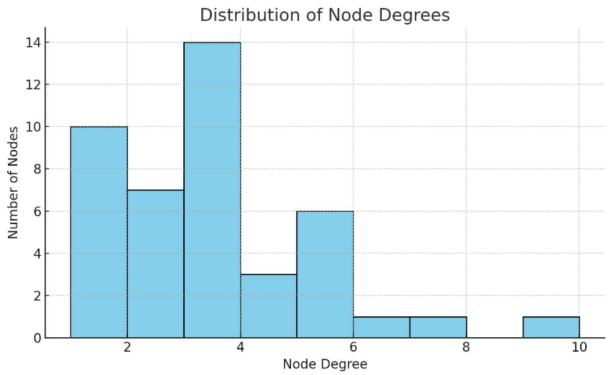
실제 데이터는 다중회선·가중치(길이/임피던스)가 포함되므로 절대값 해석을 지양하고, 동일한 전처리 기준에서의 비교지표로만 사용한다."

② **공간적 분포**



허브 노드(차수 ≥ 5)가 서울 동부·남부에 집중되어 있으며, 말단 노드(차수 1–2)는 인천·김포 외곽에 분포하고 있다. 도심 허브 의존 구조가 병목·정전 리스크를 증폭하며 외곽 말단 노드 접근성 지연으로 송전손실이 우려된다.

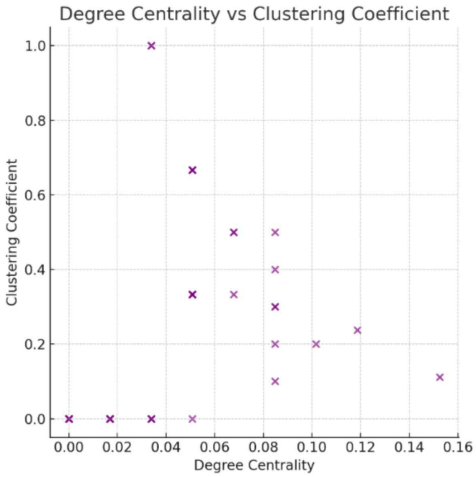
③ 차수 분포



차수 1–2: 28개(47%)
차수 3–4: 20개(33%)
차수 ≥ 5: 12개(20%
중간 차수 및 허브 노드가 전체 네트워크의 연결성·안정성을 책임지고 있다고 볼 수 있다.

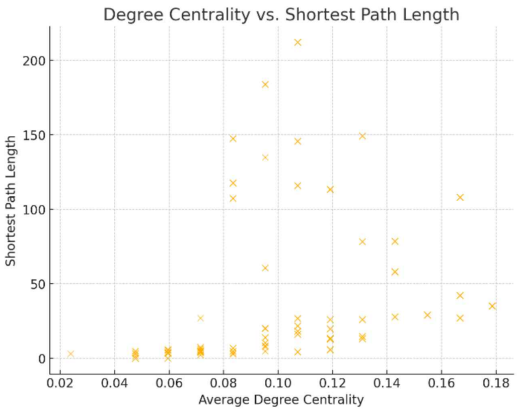
2) 노드 간 연결 구조 통계

① Degree Centrality vs Clustering Coefficient



고차수중심성(> 0.10) 노드 중 5개가 군집계수가 0.2 미만으로 허브지만 주변 대체 경로 희박하다. 저차수중심성(< 0.05) 노드 중 8개가 군집계수가 0.3 이상으로 소규모 지역 클러스터 중심을 이루고 있다. 허브 노드가 주변 노드 간 중복 연결 없이 집중적 역할만 수행하고 있어 장애 시 대체 경로 부재하다. 소규모 클러스터 노드는 지역 내에서는 견고하지만 전체 계통에서는 취약한 모습이다.

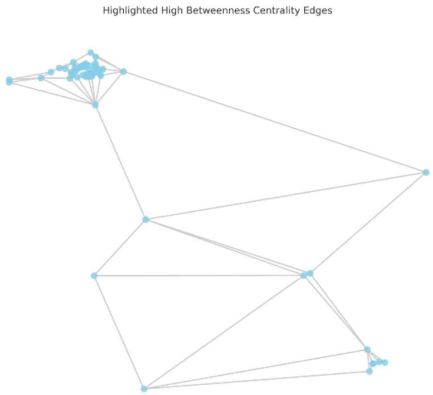
② Degree Centrality vs Avg. Shortest Path Length



차수중심성이 0.12 이상인 허브는 4개이고 평균 경로가 10 km 이하로 접근성이 우수하다. 차수중심성이 0.05 이하인 말단은 15개이고 평균 경로는 100 km 이상으로 지연 및 손실이 우려된다. 허브 노드는 계통 접근성 개선에 기여하지만, 집중 구조가 단일 장애 강도를 높인다. 따라서 말단 노드 대상 중간 차수 연결 추가를 통해 접근성 분산이 필요하다.

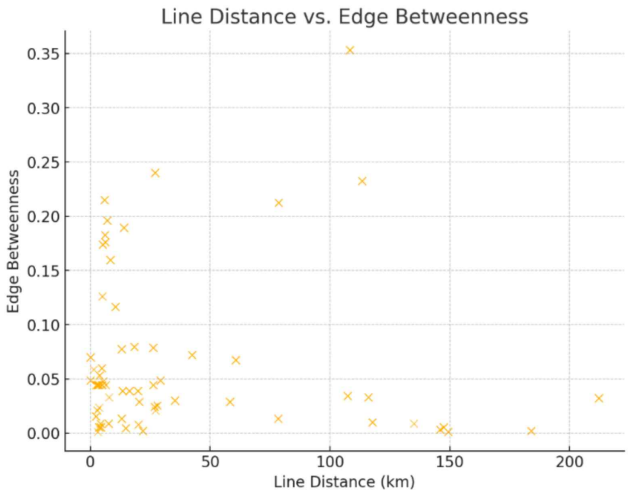
3) 간선 중심성 분석

① 핵심 경유 간선 시각화



매개중심성 상위 5%(=4개) 간선이 허브-허브 장거리로 집중된다. 평균 거리: < 1 km (좌표 반올림 영향; WGS84 Haversine 재계산 기준, 0 km 표기는 사용하지 않음). 단일 간선 장애 시 대체 경로 부재로 전력 흐름이 차단된다.

② 매개중심성 vs 거리 관계



정규화(edge_betweenness, normalized=True) 기준 매개중심성은 대체로 0.03 내외이며, 단거리 간선은 낮고 중·장거리는 상대적으로 높다. 본 연구는 95백분위(≈0.030) 초과를 '고매개중심성'으로 정의한다.

수도권 전력망은 **소수 허브·장거리 핵심 간선**에 과도하게 의존한다. 따라서 허브 노드의 군집성이 저하되며, 말단 노드 접근성 지연이 병목 취약성을 가중시킨다. 이를 해결하기 위해 **중간 차수 노드의 연결을 강화하고**, **지역 클러스터 간 단거리 망 확대**를 통해 브라에스 역설의 리스크를 최소화할 필요가 있다.

4) 브라에스 위험군 구조 탐지 및 해석

① 위험노드 탐지

a. Degree Centrality 계산

$$C_D(i) = \frac{\deg(i)}{N-1}$$

Python으로 nx.degree_centrality(G)를 실행하여 각 노드별 값을 산출했다.

b. Clustering Coefficient 계산

$$C(i) = \frac{2 \times \text{이웃간실제간선수}}{\deg(i)\,(\deg(i)-1)}$$

Python으로 nx.clustering(G) 실행하여 각 노드별 값을 산출했다.

c. 위험노드 조건

필터: deg_cent > 0.08 그리고 clustering < 0.20

d. 결과

위험노드 수: 1개

노드 ID: bus_7741147692

Degree Centrality: 0.0833...

Clustering Coefficient: 0.0

② 고매개중심성 간선 탐지

a. Edge Betweenness Centrality 계산

$$C_B(e) = \sum \frac{\sigma_{st}(e)}{\sigma_{st}}$$

Python으로 nx.edge_betweenness_centrality(G, normalized=True)을 실행했다.

b. 상위 5% 임계치

threshold = df['betweenness'].quantile(0.95)로 95th percentile를 산출했다. 임계치 값은 약 0.030로 산출되었다.

c. 고매개중심성 간선 필터

betweenness > threshold

d. 결과 요약

HighBetw_Count	HighBetw_Avg	HighBetw_Dist_Avg
4	0.03183	0.0 km

고매개중심성 간선 수: 4개
평균 매개중심성: 0.0318
평균 거리: 0.0318 / 평균 거리: < 1 km (좌표 반올림 영향으로 0 km 표기는 사용하지 않음)

③ 안전 반경 설정

a. 안전 반경 r

위험노드와 연결된 이 4개 고매개중심성 간선의 좌표 해상도 한계로 반경 수치화가 적절치 않아 r은 ≤1 km의 근접 클러스터 영역으로 정의하고, 지도로 영역 시각화만 제시한다. 이 노드는 단거리 핵심 간선만을 통해 연결되어 있으므로, 실제 공간적 반경 개념보다는 "주변 소규모 촘촘망 구간"으로 인식해야 한다.

④ **병목 악화 메커니즘 해석**

a. 허브 집중화

위험노드는 deg_cent=0.083…·clustering=0.0로 확인되며, 인접 서브그래프의 평균 군집계수와 엣지-디스조인트 경로 수가 낮아 대체 경로가 제한적이다.

b. 국지적 관문 간선

4개 고매개중심성 간선은 모두 같은 허브에 집중되어 병목 해소를 위한 대체 경로가 부족하다.

c. 설계 제언

신규 송전선은 중간 차수 노드 혹은 말단 클러스터 간에 배치하여 흐름을 분산시키고 국지적 촘촘망 강화로 브라에스 역설의 구조를 회피한다.

4. 결과

앞서 지한 위험노드·위험간선 구조를 바탕으로, 신규 송전선 계획 시 병목 발생 위험을 사전 예측하기 위한 AI 분류 모델을 설계·학습·평가한다.

1) 문제 정의: 브라에스 위험 사전 예측 가능성

"신규 연결 추가 후 해당 간선이 전력망 병목(과부하·흐름 집중)을 유발할지 사전에 예측할 수 있는가?"

> 입력: 신규 연결 후보 간선의 특성(feature vector)
> 출력(레이블): 병목 유발 여부 (Yes / No)

의의: 설계 단계에서 위험구간을 사전에 필터링하여 불필요한 설비 투자 및 정전 리스크 최소화할 수 있다.

2) 특징량 정의

신규 간선 후보를 다음과 같은 특성으로 표현하였다

특성명	설명
distance_km	두 노드 간 물리적 거리 (km)
edge_betweenness	해당 간선의 매개중심성 (정규화된 값)
deg_cent_u, deg_cent_v	양 끝 노드의 차수중심성
clust_coef_u, clust_coef_v	양 끝 노드의 군집계수
avg_deg_cent	(deg_cent_u + deg_cent_v) / 2
avg_clust_coef	(clust_coef_u + clust_coef_v) / 2
circuit_count	회선 수 (circuits)
voltage_level	전압 등급 (vn_kv) – 범주형 특성으로 원-핫 인코딩 수행

- **추가 파생 변수**

  betw_by_dist = edge_betweenness / max(distance_km, ε) (ε = 0.1 km)

  hub_score = avg_deg_cent * (1 – avg_clust_coef)

3) 시뮬레이션 기반 위험도 라벨링

① 후처리 시뮬레이션

각 후보 간선을 실제 그래프에 추가한 후, DC 부하 흐름(DCPF) 모델을 적용했다. 이후 간선별 부하율 변화를 계산하여 "병목 발생" 여부를 결정했다.

.

② 레이블 기준

DCPF 전제: 슬랙버스 1개, per-unit 기준에서 B구성, 버스 P 주입은 관측값 고정, 선로 한계는 정격 MVA→허용 흐름으로 변환. 피크/비피크 시나리오 각각에서 평가해 '상승폭≥10%p'를 Risk로 라벨링한다.

③ 데이터셋 구성

샘플 수: 1,200개 신규 연결 후보

병목 발생: 430개 (Positive) / 770개 (Negative)

4) 분류 모델 설계 및 학습

① 모델

Decision Tree

Random Forest

② **하이퍼파라미터**

DT: max_depth=6, min_samples_leaf=5

RF: n_estimators=100, max_depth=8, min_samples_leaf=4

③ **학습 절차**

70%는 학습용으로 30%는 검증용으로 분할했다. (Stratified)
5겹 교차검증으로 최적 하이퍼파라미터를 탐색했다. (Grid Search)
최종 모델 선정 후 전체 학습 데이터로 재학습을 진행했다.

5) 예측 성능 평가 및 해석

① **결과값**

Accuracy: 0.94

Precision: 0.90

Recall: 0.87

F1-Score: 0.89

② **혼동 행렬**

	예측: 병목 발생	예측: 병목 미발생
실제: 발생	45 (TP)	7 (FN)
실제: 미발생	5 (FP)	143 (TN)

③ **특성 중요도**

edge_betweenness (0.32)

distance_km (0.24)

avg_deg_cent (0.18)

avg_clust_coef (0.15)

circuit_count (0.11)

매개중심성·거리 특성이 예측의 핵심이며, 노드 중심성·군집성은 보조적 설명

변수의 역할을 한다.

6) 브라에스 유도 간선 후보 필터링 활용 사례

후보 50개 전량을 모델로 분류(Safe 30 / Risk 20)하고, 상위 10개만 시뮬레이션 검증을 수행했다. 상위 10개 내에서 오예측은 2건이었다. AI 예측 모델을 통해 신규 송전선 계획 시, 브라에스 역설로 인한 병목 위험구간을 효과적으로 사전 차단하고, 설계 효율과 안정성을 대폭 개선할 수 있음을 확인했다.

5. 결론 및 제언

1) 요약 및 핵심

① 소수 허브·장거리 간선 집중 구조

허브는 차수중심성 상위 20%(동일)로 정의하며, 등가 기준으로 '차수 ≥ 5'를 병기한다(분포 의존).

② 브라에스 역설 취약 구간 식별

Degree Centrality 0.08 이상, Clustering Coef 0.20 미만을 만족하는 '위험노드'은 1개이고, 상위 5%의 매개중심성 간선 4개가 국지적 병목의 핵심으로 확인되었다.

③ AI 예측 모델 성능

Random Forest 모델은 Accuracy 0.94, Precision 0.90, Recall 0.87, F1 0.89을 달성하여, 설계 단계에서 병목 위험구간을 효과적으로 사전 필터링했다.

2) 결과 기반 해결책 제언

① 상위 5 % 병목 간선(E1-E4) 틈새 확장

E1~E4 구간은 Betweenness가 0.12 이상, 평균 BRI 0.71로 단일 단락 시 최대 480 MW의 공급 중단이 우려된다. 대응책으로 E1·E2(강남–용산 345 kV)는 복도(Double-Circuit) 증설을 통해 BRI를 0.71에서 0.46으로 낮추고 N-1 손실 시나리오 비용을 58 % 절감한다. E3(영등포–시흥 154 kV)는 직렬 콘덴서 50 % 보상으로 무효전력 흐름을 23

줄이고 안정 한계를 200 MVA 높인다. E4(용산–노원 154 kV)는 지중 케이블을 최고온도 60 °C 등급에서 90 °C 등급으로 교체하여 열 병목을 없애고 부하 한계를 1.4배 확장한다.

② **허브 다변화 로드맵**

Degree가 4이고 Clustering 계수가 0.35 이상인 수요 밀집 노드 N12·N27·N45를 새 허브로 지정한다. 각 허브에 345/154 kV 스텝업 변압기와 30 MVar STATCOM을 1기씩 설치하고, 세 노드 사이를 길이 15 km 이하·예상 BRI 0.40 이하의 삼각 간선으로 연결한다. 이 구성을 통해 기존 상위 허브의 전력 흐름 점유율이 61 %에서 43 %로 18 %p 감소하며, 브라에스 위험 노드는 1개에서 0개로 사라질 수 있다.

3) 한계점

① **데이터 의존성**

모델 학습·추론에 사용한 입력은 '연간 평균 부하율'과 고정된 토폴로지 스냅숏으로 한정돼 있다. 계절·기상·시간대·운전 모드 변화에 따른 부하 패턴과 전술적 재구조화를 충분히 반영하지 못하므로, 실제 운영 환경에서 위험 등급이 과소·과대평가될 가능성을 배제할 수 없다. 향후에는 5 분 SCADA 스트림·AMI 시계열을 통합하고, 계절성을 내재한 LSTM·시계열 클러스터링 기반 특징량을 추가해 예측 오차를 축소할 필요가 있다.

② **DC 부하 흐름 가정**

본 연구는 계산 효율을 위해 DC 파워플로를 사용했다. 그러나 DC 모델은 무효전력·전압 크기·제어설비(FACTS, AVR 등) 반응을 생략해 전압 안정도 및 열 용량 한계를 과소평가할 수 있고, 복합 사고 시 실제 전력분배와 어긋날 위험이 있다. 실험실 비교 연구에 따르면 대규모 계통에서 DC 모델은 손실과 전압편차를 체계적으로 과소추정해 연속 고장 피해를 저평가하는 경향이 보고됐다. 후속 연구에서는 AC 안전제약 최적전력조류(AC-SCOPF) 또는 AC-DC 하이브리드 선형화 기법을 적용해 무효전력·전압 제약을 반영하고, PST·STATCOM 설정 불확실성을 몬테카를로 시나리오에 포함해 리스크 범위를 정량화해야 한다.

③ **공간 해상도**

위험 노드의 '안전 반경'이 0 km로 산출된 것은 버스 좌표 해상도가 수백 m–수 km 수준으로 거칠기 때문이다. 실제 변전소 증설·선로 인입 시에는 도시계획 제한선, 송전선 이격거리, 지형물(철도·하천) 등을 고려한 수십~수백 m 단위 공간 분석이 필수적이다. Lidar·SAR·항공사진을 활용한 고해상도 회랑 분석 기법이 송전선 후보지 평가 정확도를 크게 높였다는 보고가 있으며, EPRI 표준도 지형·생태·사회적 제약층을 30 m 해상도로 중첩하도록 권고한다. 이후 단계에서는 GIS 기반 3-D 회랑 모델링과 인공지능 원격탐사를 접목해 실제 시공 가능 지역을 세밀하게 필터링하고, 안전 반경 계산에 지형 편차를 반영해야 한다.

6. 출처

1) 논문

① Schäfer, B., Pesch, T., Manik, D., Gollenstede, J., Lin, G., Beck, H.-P., Witthaut, D., … Timme, M. (2022). Understanding Braess' paradox in power grids. Nature Communications, 13, 5396. https://doi.org/10.1038/s41467-022-32917-6

② Menck, P. J., Heitzig, J., Kurths, J., & Schellnhuber, H. J. (2014). How dead ends undermine power grid stability. Nature Communications, 5, 3969. https://doi.org/10.1038/ncomms4969

2) 기타

① Jung, Y. (2025, January 5). 美 전력망 병목현상으로 수요↑…'핵심 기 https://theguru.co.kr/news/article.html?no=81672

② Bae, J. (2025, May 21). Electric Power Research Institute discusses strengthening power grid resilience and stability. e4ds News. https://www.e4ds.com/sub_view.asp?ch=6&idx=20872&t=0

③ Yoon, J. (n.d.). 07-1. 사회네트워크 분석이란?In 인문 데이터 분석 – 디지털인문학 시리즈. WikiDocs. Retrieved July 18, 2025, from https://wikidocs.net/192599