

《 _____ 수1 독서활동보고서 》

하이에듀

주제	수1 독서활동보고서 자료
요약	<p>_____ 학생이 말씀해주신 베르누이 시행과 베르누이 분포는 인공지능 관련 분야에서 자주 쓰이는 것은 맞지만 수열과 연관 지어 설명하는 책은 찾지 못했습니다. 따라서 인공지능의 자연어 처리 시스템과 관련하여 수열이 쓰이는 부분(단어 벡터)을 설명한 책 '수학의 쓸모'를 추천합니다. 혹시 베르누이 시행이 필요한 알고리즘을 찾고 계시다면 아즈마 유키나가의 '구글 코랩으로 배우는 인공지능 기술'이라는 책의 260p, "합성곱 신경망의 뉴런 비활성화에 사용되는 베르누이 시행"을 찾을 수 있습니다만, 수열 개념과 연관이 없어 수1 독서활동보고서에 부적합하다고 판단되어 아래 책 '수학의 쓸모'를 추천합니다.</p> <p>[자료1]은 독서활동보고서 예시 [자료2]는 관련 내용에 대한 책 발췌입니다.</p>

자료 1. 독서활동보고서

도서명 : 수학의 쓸모

저자명 : 닉 폴슨

저자/역자 : 노태복

출판사 : 더퀘스트

선정이유:

인공지능이 자연어 처리(NLP)를 할 때 단어간 의미를 파악하기 위해 수열이 필요하다. 수열은 컴퓨터가 언어 관련 데이터를 다룰 때 필요한 '단어 벡터'에 쓰이는데, 이 개념을 사용한 구글의 워드투벡 모형은 '단어를 숫자로 어떻게 변환해야 비슷한 의미를 지닌 단어들이 비슷한 숫자들로 변환될 수 있는가?'를 해결하기 위해 만들어졌다. 이 모형에서 컴퓨터는 어떤 단어에 대해 스무고개를 하는 형식으로 의미의 유사성이 완전히 해당하면 1, 완전히 아니라면 0으로 표현하는 값들을 0부터 1사이 실수 범위의 수열 형태로 저장하여 자연어처리를 돕는데, 이에 대한 자세한 내용을 알아보고자 이 책을 선정하였다.

자료 2. 책 발췌



오늘의책

[도서] 수학의 쓸모 불확실한 미래에서 보통 사람들도 답을 얻는 방법 [양장] 📖

닉 홀슨 제임스 스톡 저/노태욱 역 | 더퀘스트 | 2020년 04월

19,800원 (10% 할인) 📄 1,100원

판매지수 25,923 | 회원리뷰(136건) ★★★★★ 9.4 📄

3/13(수) 도착예정

#북클럽러버의선택 #수포자추천 #수학으로읽는세상

미리보기

이벤트 | 사은품 | 기획전 | [단독] 『수학의 힘』 출간 이벤트(데스크 매트 증정) (24.02.20 ~ 00.12.31)

관련상품 : 중고상품 32개 | eBook 17,600원

단어는 어떻게 숫자가 되는가

그러면 이제 알고리즘에 관한 질문으로 넘어가자. 여러분한테 영어부터 중국어와 페르시아어까지 100가지 이상의 자연언어로 구성된 바벨의 도서관 같은 거대한 데이터베이스가 있다고 가정하자. 그렇다면 어떻게 언어 관련 과제를 처리할 AI 시스템을 제작하고 실제로 작동시킬 것인가?

그 과정은 너무 복잡한 까닭에 이 책에서는 다룰 수 없는 내용이 많다. 그 때문에 구글 같은 회사는 박사학위 소지자들을 포함한 7만 명의 직원과 더불어 여러분들이 평생 봐온 것보다 많은 컴퓨터를 거느리고 있다. 하지만 핵심 개념만큼은 어렵지 않게 설명할 수 있을 듯하다. 바로 '단어 벡터(word vector)'다. 구체적으로 말하자면 구글의 유명한 워드투벡 Word2Vec 모델을 설명하고자 한다. 모든 영어 단어를 수치(벡터)로 기술해주는 모형이다. 워드투벡을 이해하고 나면 지난 10년 동안 AI 시대를 이끌어온 개념 중 하나를 이해할 수 있다. 워드투벡은 심지어 이 알고리즘을 사용하지 않는 시스템에서도 사용될 정도로 중요한 개념이다.

워드투벡은 다음과 같은 단순한 질문에 답한다. '단어를 숫자로 어떻게 변환해야 비슷한 의미를 지닌 단어들이 비슷한 숫자들로 변환될 수 있는가?' 말도 안 되는 소리 같거나 심지어 해법이 없는 질문 같다. 어떻게 '토스터'나 '용기'와 같은 단어들 또는 '토론토메이플 리프스(Toronto Maple Leafs)'(캐나다의 하키팀 이름: 옴긴이)와 같은 구절이 숫자로 표현될 수 있단 말인가? 하지만 그다지 어렵지는 않다. 게다가 어린아이들도 늘 하고 있는 일이다.

스무고개의 수학

찰스 디킨스의 소설 《크리스마스 캐럴(Christmas Carol)》에는 스크루지 영감의 조카인 프레드의 거실에서 이런 장면이 펼쳐진다. 프레드가 크리스마스 저녁 식사에 부유한 구두쇠 삼촌을 초대했다가 다음처럼 거절당한다. "메리 크리스마스'라고 떠들고 다니는 얼간이

들은 죄다 푸딩과 함께 푹푹 삶아서 호랑가시나무 말뚝을 가슴에 박아 매장해야 마땅해.” 하지만 얼마 뒤 세 유령이 차례로 나타나서 구두쇠로 살아온 스크루지의 삶과 운명을 보여준다. 이때 세 번째 유령인 크리스마스 선물의 유령이 스크루지를 크리스마스에 프레드의 집으로 데려간다. 들은 남들에게 보이지 않는 상태로 프레드 가족이 예/아니요 놀이를 하는 모습을 지켜본다. 스크루지의 조카 프레드가 무언가를 마음속으로 정하면, 방에 있는 다른 사람들이 질문을 던지고 오직 프레드의 예/아니요 답변만으로 무엇인지 알아맞히는 놀이였다.

활기찬 질문 공세를 통해 (프레드가) 마음속으로 생각하고 있는 것을 차츰차츰 꼬집어내는데, 그것은 동물이고, 살아 있는 동물이고, 기분이 좋지 않은 동물이고, 흉포한 동물이고, 가끔 으르렁대거나 킁킁대는 동물이고, 때때로 말도 하고, 런던에 살고, 거리를 어슬렁거리고, 구경거리는 못 되고, 누가 데리고 다니지는 않았고, 서커스용 동물 사육소에서 살지는 않았고 (...).

도대체 무엇일까? 아이들은 재미있다고 킁킁댄다. 프레드가 곰이나 말, 호랑이나 당나귀를 생각하는 것이 아님을 알아차리고서, 아이들은 이렇게 저렇게 추측한다. 그러다가 마침내 프레드의 처제가 답을 내놓는다. “아, 뭘지 알겠어요! 뭘지 알아요! 바로 스크루지!” 정답이다.

미국 아이들은 이 놀이를 가리켜 스무고개20Questions라고 하는데, 겉보기와 달리 매우 수학적인 놀이다. 사실 스무고개는 AI 시스템과 마찬가지로 어떻게 단어를 숫자로 바꾸는지 알려준다. 프레드의 거실에서 벌어진 놀이에서 나온 단어 ‘스크루지’를 예로 들어보자. 이 단어의 수치 표현은 아래와 같다.

	동물	기분이 좋다	으르렁대거나 킁킁댄다	말을 한다	런던에 산다	곰이다
스크루지	1	0	1	1	1	0

이것을 ‘단어 벡터’라고 한다(수학에서 벡터는 어떤 한 동일 대상과 연관된 모든 숫자의 집합이다). 자세하게 말하자면, 이것은 ‘2진’, 즉 0/1 벡터인데 1은 예, 0은 아니요를 뜻한다. ‘타이니 팀Tiny Tim’(《크리스마스 캐럴》의 등장인물 중 하나: 윙기이)이나 ‘곰돌이 패딩턴Paddington Bear’(아동문학에 나오는 곰 캐릭터: 윙기이)은 동일한 질문에 대해 다른 답이 나오므로 단어 벡터가 다를 것이다. 만약 그런 벡터들을 전부 모아서 행렬을 만들면 아래와 같은 모습이 된다. 참고로 각 가로줄은 단어이고 각 세로줄은 질문이다.

	동물	기분이 좋다	으르렁대거나 킁킁댄다	말을 한다	런던에 산다	곰이다
스크루지	1	0	1	1	1	0
라피엘 나달	1	1	1	1	0	0
타이니 팀	1	1	0	1	1	0
패딩턴 곰	1	1	0	1	1	1
트라팔가광장 크리스마스 트리	0	1	0	0	1	0

AI는 어떻게 스무고개를 하는가

따라서 스무고개 놀이를 이용해 단어를 숫자로 바꾸기는 사실 꽤 쉽다. 이제 규칙을 세 가지 방식으로 변경해보자. AI 시스템이 다루기에 훨씬 더 적합한 형태로 변환하고, 아울러 우리가 얻는 단어 벡터들을 최대한 의미 있게 만들기 위해서다.

첫 번째 규칙 변경. 단지 맞거나 틀리기 둘 중 하나에서 벗어난다. 대신에 '의미론적 근접성(semantic closeness)', 즉 단어의 기본 의미와 가까운 정도에 따라 점수를 얻는다. '가깝다'가 무엇을 의미하는지 너무 자세히 들어가지는 말자. AI에는 수학적으로 정확한 답이 존재하지만, 여러분은 그냥 여러분이 아는 가장 공정한 사람이 재판관 역할을 한다는 정도로만 생각하면 된다. 가령 답이 '곰'이라고 가정하자.

- 최종적으로 내놓은 답이 곰이면, 여러분은 100점을 받는다.
- 개나 울버린(북유럽, 북미 등에 서식하는 작은 곰처럼 생긴 야생동물: 윙기이)을 떠올리면, 90점을 얻을지 모른다. 계통발생학적으로 꽤 가깝게 추측했기 때문이다.
- 모기를 떠올리면, 50점을 얻을지 모른다. 적어도 생물을 생각하긴 했기 때문이다.
- 기침약을 떠올리면, 2점을 얻을지 모른다. 한참 빗나가긴 했지만, 기침이 으르렁거리는 곰의 모습을 조금이나마 연상시켰을 수 있기 때문이다.

이런 식의 점수 매기기는 대다수 NLP 시스템의 설계 요건에 부합한다. 가령 여러분이 독일어 문장 'Ich bin ein Berliner'(나는 베를린 사람이다)를 'I am a German'이란 영어로 번역한다고 해보자. 틀린 번역이긴 하지만, 'I am a cronut'(나는 크로넛이다)이라고 번역한 것보다는 훨씬 정답에 가깝다(크로넛은 크루아상과 도넛을 합친 패스트리: 윙기이).

두 번째 규칙 변경은 단지 '예' 또는 '아니요'로 답하는 대신에, 각각의 답이 0(완전히 아니요)과 1(완전히 예) 사이의 수가 되게 하는 것이다. 가령 '그것은 곰인가?'라는 질문을 예로 들어보자.

- 당신이 생각하는 것이 실제 살아 있는 곰이면, 1이라고 대답할 것이다.
- 패딩턴 곰처럼 말하는 곰을 생각했다면, 0.9라고 대답할 수 있다. 그것도 곰은 곰이긴 하지만, 플라톤적 의미에서의 곰은 아니기 때문이다.
- 스크루지를 생각했다면, 0.65라고 대답할 수도 있다. 스크루지가 실제로 곰은 아니지

만 곰과 비슷한 성향이 있기 때문이다(《크리스마스 캐럴》에서 프레드의 가족은 ‘그것은 곰인가?’에 대한 답이 ‘예’여야 했다고 불만을 늘어놓았다. 답이 틀렸다고 하는 바람에 스크루지가 아닌 줄 알았으니까).

- 세계적인 테니스 선수 라파엘 나달Rafael Nadal인 경우라면, 0.2라고 답해도 된다. 곰과는 판판인 멋진 모습으로 텔레비전에 나오지만, 어쨌든 나달은 살아 있고 자주 으르렁거리니까.

이렇게 규칙을 바꾸면, 단어 벡터는 연속적인 숫자가 된다. 각각의 질문에 대해 0 또는 1이 아니라, 0에서 1 사이의 숫자가 된다. 검정과 흰색 둘 중 하나가 아니라 회색이 되는 셈이다.

마지막으로 가장 중요한 규칙 변경이 남았다. 바로 모든 놀이에 동일한 질문을 해야만 한다는 점이다. 이렇게 하면 집 안에서 사람들끼리 모여 하는 놀이의 재미가 없어질 게 분명하다. 모든 스무고개 놀이를 똑같은 한 가지 방식의 설문조사 양식에 답변하는 지루한 인구조사로 전락시키기 때문이다. 하지만 그런 염려는 접어둬도 좋다. Scrooge에서 screwdriver까지, barbecue에서부터 basketball까지, erythrocyte(적혈구)에서부터 epistemology(현상학)까지 가능한 모든 단어를 구별할 수 있을 만큼 폭넓고 많은 질문을 내놓는다고 상상해보자. 분명 쉽지는 않을 것이다.

AI의 자연언어 처리 모형들은 실제로 그런 방식으로 작동한다. 한 가지 차이점이 있다면 질문의 개수가 20개보다 훨씬 많다. 나중에 나올 질문들을 이전에 나온 답에 맞게 조정할 수 없기 때문이다. 그래서 AI에서는 스무고개 대신에 삼백고개를 한다.

무슨 질문을 해야 할지 우리가 직접 이야기할 생각은 없다. 대신에 그 과정에 관해 이야기해보자. 과정이라는 말을 들으면 보통은 위원회를 소집해야 한다는 생각부터 들지 못한다. 실내에 똑똑한 사람들을 모아놓고 영어의 모든 단어나 구절 각각을 고유하게 부호화할 수 있는 질문을 300개 내놓기 전에는 밖으로 나가지 못하게 하는 것이다. 흥미로운 폐쇄형 사회학 실험처럼 보일지 모른다. 하지만 그런 방법이 통하리라고 여긴다면, 여러분은 위원회를 우리가 기대한 것보다 훨씬 더 신뢰하는 모양이다. 그리고 아무리 적게 잡아도 그 실험에는 기나긴 시간이 든다. 하지만 우리는 그 위원회가 뭐라도 결정하고 나서가 아니라 지금 당장 스마트폰에 대고 피자를 주문하고 싶단 말이다.

그러니 좋은 방법은 단 한 가지다. 즉 알고리즘이 선택하게 하는 것이다. 그런데 과연 알고리즘은 어떤 종류의 질문을 던질 수 있을까? 의미에 관한 질문들은 배제된다. 기계는 의미를 이해하지 못하기 때문이다. 대신 ‘단어 연어collocation’(콜로케이션) 통계를 이해한다. 즉 특정 단어가 인간이 쓴 실제 문장에서 대체로 어떤 단어들과 같이 등장하는지를 이해한다. 이런 사고 노선에 따른 한 가지 예시 질문을 들자면, 이렇다. “‘fries’ ‘ketchup’ ‘bun’이 든 문장들을 전부 택하라. 이 단어가 그런 문장들에서도 자주 등장하는가?” 이것이야말로 기계가 묻고 답할 수 있는 질문인데, 왜냐하면 이해가 필요치 않고 단지 셈만 하

면 되기 때문이다.

물론 질문을 300개만 뽑아야 한다면 위에 나온 특정한 질문은 여기 포함시키기에 너무 제한적이다. 하지만 '단어 연어 통계에 관해 질문하기'라는 기본 전제는 벗어나지 않는다. 여기서 세세한 내용은 생략하겠지만, 그거야말로 워드투백이 기본적으로 하는 일 아닌가. 워드투백은 시행착오를 거쳐 탐색 단어들(위의 예에서 fries, ketchup, bun에 대응하는 단어들)로 이루어진 300가지 집합을 학습한다.²⁵ 그런 다음에 삼백고개를 계속 반복적으로 하면서, 탐색 단어들과의 단어 연어 통계를 바탕으로 영어의 각 단어나 구절에 대한 단어 벡터를 배운다.

그 결과로 생긴 단어 벡터들은 몇 페이지 전에 나온 '스크루지'와 '타이니 팀'의 경우처럼 한 줄에 한 단어씩 나오는 행렬 형태로 표현할 수 있다. 이것은 엄청나게 큰 행렬로서, 열이 300개이고 행이 수백만 개에 달한다. 여기서는 오른쪽에 있는 표처럼 4개의 열과 40행으로 이루어진 부분집합 하나를 통해 알고리즘이 묻는 질문이 무엇인지 헤아려보자.

알고리즘이 스무고개를 하는 법

	질문 1 컴퓨터	질문 2 대학	질문 3 요리	질문 4 법
엔비디아	1	0.045	0.156	0.083
서버	0.999	0.944	0.214	0.184
사용자명	0.999	0.468	0.842	0.963
이더넷	0.999	0.587	0.617	0.072
인터페이스	0.999	0.355	0.831	0.032
라우터	0.998	0.697	0.986	0.911
디스플레이	0.998	0.693	0.111	0.174
포트	0.997	0.646	0.583	0.184
픽셀	0.997	0.253	0.017	0.21
방화벽	0.995	0.729	0.957	0.636
학부생	0.089	0.999	0.107	0.627
교수진	0.365	0.999	0.114	0.944
장학금	0.063	0.999	0.291	0.398
지원자	0.153	0.999	0.22	0.77
단과대학	0.206	0.997	0.132	0.514
펠로십	0.216	0.997	0.035	0.688
위원회	0.32	0.996	0.912	0.824
학과	0.42	0.994	0.502	0.77
숙박시설	0.145	0.993	0.569	0.801
출판물	0.173	0.993	0.524	0.938
구운	0.778	0	1	0.767
혼제한	0.596	0.012	1	0.799
맥주	0.815	0.043	1	0.613
바비큐	0.182	0.077	1	0.039
옥수수	0.827	0.044	1	0.122
소고기	0.471	0.015	0.999	0.699
칠리	0.403	0.002	0.999	0.425
후추	0.398	0	0.999	0.572
석쇠에 구운	0.531	0.001	0.999	0.46
풍미	0.281	0.026	0.997	0.248

가령 첫 번째 열에는 '인터페이스' '라우터' '픽셀' 그리고 '방화벽' 같은 단어들이 나오는데, 질문 1에 대한 이 단어들의 답은 전부 값 1에 매우 가깝다(앞에서 언급했듯이, 수정된 규칙에 따라 1은 '완전히 예' 그리고 0은 '완전히 아니요'를 의미한다). 알고리즘은 '단어가

컴퓨터 단어들과 함께 등장하는 경향이 있는가?’라는 노선을 따라 질문을 제기하는 법을 배운 게 분명하다(물론 알고리즘은 질문이 ‘컴퓨터에 관한 것’인지는 알지 못한다. 단지 그 질문이 컴퓨터에 관한 것이라고 해석되는 다른 단어의 연어 통계에 관한 것인지만 안다). 마찬가지로 세 번째 열에는 ‘구운’ ‘훈제한’ ‘옥수수’ ‘소고기’ ‘석쇠에 구운’과 같은 단어들이 나오는데, 전부 답이 값 1에 가깝다. 알고리즘이 불로 요리하기에 관해 질문하는 법을 배운 게 틀림없다. 대학과 형법에 관해 질문하기도 배웠는데, 저 행렬에는 보이지 않는 다른 열에는 동물, 경찰, 스포츠, 건강 등 다른 수백 가지 주제에 관한 질문들도 나온다.

덧셈과 뺄셈으로 표현하는 인간의 언어

이 접근법은 언어를 온갖 맥락에 맞게 표현할 수 있도록 해줬다. 심지어 AI 연구자들은 단어 벡터의 풍부함을 뺏내는 숨은 재주도 발휘했다. 더하기와 빼기만으로 SAT 양식의 유추 질문에 답을 내놓은 것이다. 가령 ‘남자가 왕이 될 수 있다면 여자는 무엇이 될 수 있는가?’와 같은 유추 문제를 예로 들어보자. 어떻게 우리는 이 유추 문제를 단어 벡터로 기술하기에 적합한 수학 질문으로 변환할 수 있을까?

방법은 이렇다. ‘왕’에 대한 벡터를 취한 다음에 ‘남자’에 대한 벡터를 뺀다(벡터는 숫자이므로 우리는 보통의 숫자처럼 벡터들을 더하고 뺄 수 있다). 직관적으로 볼 때, ‘왕’에서 ‘남자’를 빼면, 단어 ‘왕’은 남성 요소가 제거되므로 왕족에 대한 중성적 개념을 나타내는 새로운 벡터가 생긴다. 이 새로운 벡터에 이제 단어 ‘여자’의 벡터를 더한다. 그러면 수학적으로 성 요소가 재도입된다. 달리 말해서, ‘단어 ‘왕’을 택해서 그것을 여성으로 만들어라’를 산수의 관점에서 ‘왕 - 남자 + 여자’로 표현할 수 있다. 워드투벡은 정확한 답을 내놓는다. 워드투벡으로 실제 산수를 해보면 ‘여왕’이라는 단어 벡터가 어김없이 나온다.

다른 종류의 유추도 똑같이 벡터의 덧셈과 뺄셈을 이용해 답을 얻을 수 있다.

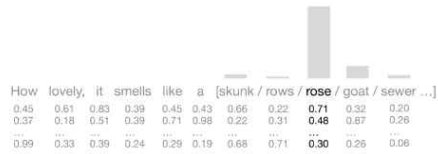
- 각국 수도: 런던 - 영국 + 이탈리아 = 로마
- 단어 시제: captured - capture + go = went
- 어떤 하키팀이 어느 도시에서 경기하는가: 캐너디언스Canadiens - 몬트리올 + 토론토 = 메이플리프스

워드투벡은 SAT 수학 시험을 통해 얻은 실력만을 이용해 SAT 언어 시험을 치르는 법을 배웠다. 그런데도 워드투벡의 기본 모형은 군주제, 젠더, 지리, 문법, 하키팀을 포함해 현실 세계의 어떤 것이든 정확하게 이해하지 못한다. 아는 것이라고는 학습 데이터를 통해 얻은 단어 용법의 통계적 특성과 확률의 규칙뿐이다.²⁶

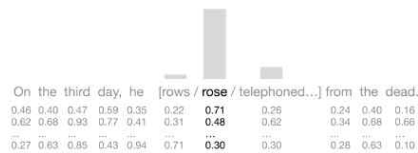
이 AI 연구자들의 숨은 재주는 한 가지 중요한 점을 내포하고 있다. 바로 단어를 벡터로

바꾸기만 하면, 그 벡터로 수학을 할 수 있다는 것이다. 이 변환은 언어를 위한 AI 시스템을 제작하는 데 반드시 필요한 과정이다. 컴퓨터는 단어를 이해하지 못하지만, 수학은 이해한다.

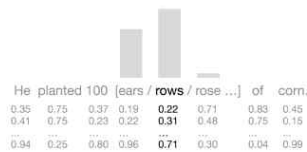
알렉사나 구글 보이스 Google Voice 같은 유형의 음성인식 소프트웨어를 예로 들어보자. 이 모든 소프트웨어가 다룰 수 있는 수학적 언어로 한 문장의 문맥을 부호화하는 것은 모두 단어 벡터가 있어서 가능한 일이다. 결정적으로 단어 벡터는 rows와 rose 같은 동음이의어 관련 문제를 해결해준다. 이 단어들은 소리가 비슷하긴 하지만 AI의 스무고개에서 서로 다른 답이 나오듯이 다른 단어다. 다시 말해 이 벡터들 중 하나는 임의의 특정 문장에서 주위 단어들의 벡터들과 대체로 잘 들어맞는다. 솔직히 '더 잘 들어맞는다'가 무엇을 의미하는지는 매우 복잡한 문제이며, 여기서 깊이 파헤쳐봐야 소용이 없다. 요점만 말하자면 이 문제는 벡터 산수를 포함하는 멋진 계산으로 귀결되며, 이로써 다음과 같이 음향 정보가 모호할 때 어느 한쪽으로 결정을 내릴 확률이 얻어진다.



또는 이렇게.....



또는 이렇게 말이다.



사람한테는 너무나 쉬워 보이지만 컴퓨터는 제대로 판단을 못 내리는 문제, 가령 어떤 단어가 더 잘 어울리고 또 다른 때는 어떤 단어가 더 잘 어울리는지를 단어 벡터는 수학적으로 명확하게 기술해준다. 그리고 똑같은 수학이 적절하게 변형되어 번역, 챗봇, 음성검색 시스템 그리고 야구 기사를 쓰는 신경망도 작동시킨다.

호퍼는 역사상 처음 영어로 컴퓨터에 말을 걸었는데, 결코 거기서 멈추지 않았다. 유니박으로 선구적인 연구를 마친 뒤에는 민간 산업과 해군 양쪽에서 오랫동안 활동하다가 1966년에 예순의 나이로 은퇴했다. 그리고 이듬해 뜻밖에도 해군 현역으로 재소집되어 19년을 더 복무했다. 의회의 특별 승인 덕분에 의무 은퇴 연령을 한참 넘긴 나이까지도 복무할 수 있었다. 그동안 호퍼는 국방부의 컴퓨터 인프라 갱신 작업을 도왔고, 해군 역사상 최초로 장성 계급에 오른 여성이 됐다. 1983년에 준장으로 진급하는 자리에서 로널드 레

이건 Ronald Wilson Reagan 대통령과 악수를 하며 호퍼는 이렇게 말했다. “제가 대통령님보다 나이가 더 많습니다.” 그리고 마침내 1986년에 일흔아홉의 나이로 영원히 은퇴했다.

호퍼는 1992년에 세상을 떠났지만 그 유산은 여전히 살아 있다. 호퍼는 오랜 세월을 걸쳐 자신의 이름이 붙은 많은 것을 남겼다. 한 해군 함정과 크레이 슈퍼컴퓨터Cray Supercomputer 그리고 예일대학교의 그레이스호퍼단과대학에 이름이 남았다. 2013년 12월에는 구글이 홈페이지 로고로 호퍼의 탄생 107주년을 기념했다. 아울러 2016년 11월에는 호퍼의 증조부인 해군 제독이 자랑스러워할 미국 대통령 자유훈장이 수여됐다. 오늘날의 AI 시대를 살아가는 우리는 사람과 기계가 언어를 통해 조금 더 가까워지도록 만든 그레이스 호퍼라는 사람을 기억해야 한다.