



شبكه هاى عصبى مصنوعي

درس ۵

فضاهای برداری وزن و سیگنال

Signal and Weight Vector Spaces

کاظم فولادی قلعه دانشکده مهندسی، پردیس فارابی دانشگاه تهران

http://courses.fouladi.ir/nn





Signal & Weight Vector Spaces

2

شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال



فضاهای برداری خطی



Notation



Vectors in \Re^n .

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

 \boldsymbol{X}

نمادگذاری

NOTATION

 \mathbb{R}^n بردارها در

Vectors in \Re^n .

بردارهای تعمیمیافته

Generalized Vectors.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

X



Vector Space



- 1. An operation called vector addition is defined such that if $x \in X$ and $y \in X$ then $x+y \in X$.
- 2. x+y=y+x
- 3. (x+y)+z=x+(y+z)
- 4. There is a unique vector $\theta \in X$, called the zero vector, such that $x + \theta = x$ for all $x \in X$.
- 5. For each vector there is a unique vector in X, to be called (-x), such that x+(-x)=0.

فضای برداری

تعریف (۱ از ۲)

VECTOR SPACE

F فضای برداری، X، مجموعه عناصر (بردارهای) تعریف شده بر روی میدان اسکالر است که قندهای زبر را ارضا میکند:

فضای برداری Vector Space

- 1. An operation called vector addition is defined such that if $x \in X$ and $y \in X$ then $x+y \in X$.
- 2. x+y=y+x
- 3. (x+y)+z=x+(y+z)
- 4. There is a unique vector $\theta \in X$, called the zero vector, such that $x + \theta = x$ for all $x \in X$.
- 5. For each vector there is a unique vector in X, to be called (-x), such that x+(-x)=0.



Vector Space (Cont.)



- 6. An operation, called multiplication, is defined such that for all scalars $a \in F$, and all vectors $x \in X$, $a \in X$.
- 7. For any $x \in X$, 1x = x (for scalar 1).
- 8. For any two scalars $a \in F$ and $b \in F$, and any $x \in X$, a(bx)=(ab)x.
- 9. (a+b)x=ax+bx.
- 10. a(x+y) = a x + a y

فضای برداری

تعریف (۲ از ۲)

VECTOR SPACE

F فضای برداری، X، مجموعه عناصر (بردارهای) تعریف شده بر روی میدان اسکالر است که قیدهای زیر را ارضا میکند:

فضای برداری Vector Space

- 6. An operation, called multiplication, is defined such that for all scalars $a \in F$, and all vectors $x \in X$, $a \in X$.
- 7. For any $x \in X$, 1x = x (for scalar 1).
- 8. For any two scalars $a \in F$ and $b \in F$, and any $x \in X$, a(bx)=(ab)x.
- 9. (a+b)x=ax+bx.
- 10. a(x+y) = a x + a y



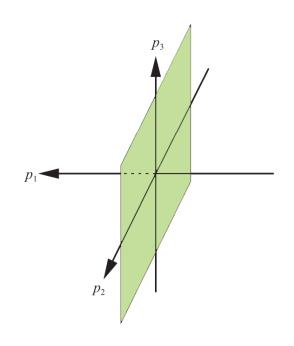


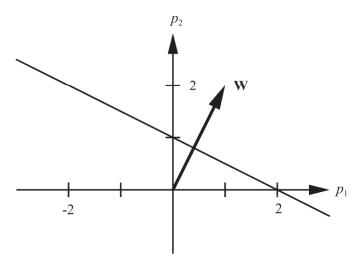
Examples (Decision Boundaries)



Is the p_2 , p_3 plane a vector space?

Is the line $p_1+2p_2-2=0$ a vector space?





repared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Editio

فضای برداری

مثال: مرزهای تصمیم

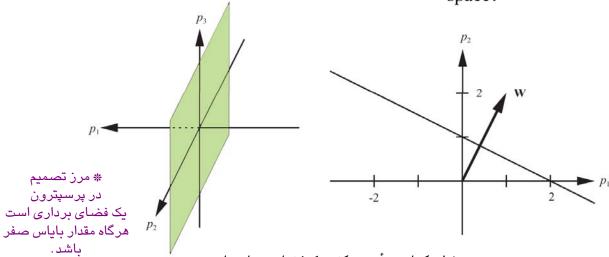
EXAMPLES (DECISION BOUNDARIES)

یک فضای برداری است. اما، هر زیرمجموعه از \mathbb{R}^2 لزوماً فضای برداری نیست.

Is the p_2 , p_3 plane a vector space?

این صفحه یک فضای برداری است.

این خط یک فضای برداری نیست. (نقض شرط 4) Is the line $p_1+2p_2-2=0$ a vector space?



هر خطی که از مبدأ عبور کند، یک فضای برداری است. * هیچ مجموعهی کرانداری نمیتواند فضای برداری باشد.



Other Vector Spaces

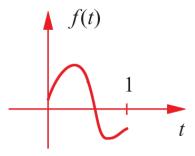


Polynomials of degree 2 or less.

$$X = 2 + t + 4t^2$$

$$y = 1 + 5t$$

Continuous functions in the interval [0,1].



Prepared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Editio

فضای برداری

مثال: توابع

EXAMPLES (FUNCTIONS)

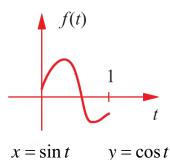
. ست. که فضای برداری است. (مجموعه مه همه مه پندجمله ای های درجه می دو به پایین) \mathbb{P}^2 Polynomials of degree 2 or less.

$$X = 2 + t + 4t^2$$

$$y = 1 + 5t$$

رمجموعهی توابع پیوسته در بازهی $\mathbb{C}_{[0,1]}$) یک فضای برداری است.

Continuous functions in the interval [0,1].





شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال



استقلال خطی



Linear Independence



If

$$a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n = 0$$

implies that each

$$a_i = 0$$

then

 $\{X_i\}$

is a set of linearly independent vectors.

repared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

استقلال خطی (نابستگی خطی)

LINEAR INDEPENDENCE

بردار
$$\{x_i\}_{i=1}^n$$
 را در نظر بگیرید. n بردار $\{a_i\}_{i=1}^n$ وجود داشت که حداقل یکی از آنها غیر صفر بود و $\{a_i\}_{i=1}^n$ اگر n

$$a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n = 0$$

implies that each

$$a_i = 0$$

then

 $\{X_i\}$

is a set of linearly independent vectors.

اگر یک مجموعه از بردارها مستقل خطی باشند، هیچ یک از آن بردارها را نمیتوان به صورت ترکیب خطی سایر بردارها نوشت.



Example (Banana and Apple)



$$\mathbf{p}_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \qquad \qquad \mathbf{p}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Let

$$a_1\mathbf{p}_1 + a_2\mathbf{p}_2 = \mathbf{0}$$

$$\begin{bmatrix} -a_1 + a_2 \\ a_1 + a_2 \\ -a_1 + (-a_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

This can only be true if

$$a_1 = a_2 = 0$$

Therefore the vectors are independent.

استقلال خطی (نابستگی خطی)

مثال (طبقه بندی موز / سیب)

LINEAR INDEPENDENCE

$$\mathbf{p}_1 = \begin{bmatrix} -1\\1\\-1 \end{bmatrix} \qquad \qquad \mathbf{p}_2 = \begin{bmatrix} 1\\1\\-1 \end{bmatrix}$$

Let

$$a_1\mathbf{p}_1 + a_2\mathbf{p}_2 = \mathbf{0}$$

$$\begin{bmatrix} -a_1 + a_2 \\ a_1 + a_2 \\ -a_1 + (-a_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

This can only be true if

$$a_1 = a_2 = 0$$

Therefore the vectors are independent.



استقلال خطی (نابستگی خطی)

مثال

LINEAR INDEPENDENCE

بردارهای زیر در فضای \mathbb{P}^2 وابستهی خطی هستند:

$$x_1 = 1 + t + t^2$$

$$x_2 = 2 + 2t + t^2$$

$$x_3 = 1 + t$$

زیرا:

$$a_1 = 1$$
, $a_2 = -1$, $a_3 = 1$
 $\downarrow \downarrow$
 $a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 = 0$



شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال



روبش یک فضا



Spanning a Space



A subset **spans** a space if every vector in the space can be written as a linear combination of the vectors in the subspace.

$$X = x_1 u_1 + x_2 u_2 + \dots + x_m u_m$$

repared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

روبش یک فضا

مثال

SPANNING A SPACE

اگر X یک فضای برداری خطی و $U=\{u_1,\,u_2,\,...,\,u_m\}$ زیرمجموعه ای از بردارهای فضای X باشد میگوییم میگوییم U یک فضا را $\mathbf{ceptample constant}$ میکند اگر U نوشته شود: U بتواند به صورت ترکیبی خطی از بردارها در زیرفضای U نوشته شود:

$$X = x_1 u_1 + x_2 u_2 + \dots + x_m u_m$$

ها اسکالر هستند x_i





Basis Vectors



- A set of basis vectors for the space X is a set of vectors which spans X and is linearly independent.
- The dimension of a vector space, Dim(X), is equal to the number of vectors in the basis set.
- Let X be a finite dimensional vector space, then every basis set of X has the same number of elements.

Prepared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

بردارهای پایه

BASIS VECTORS

بردارهای پایهی فضای
$$X$$
: بردارهای مستقل خطی که فضای X را روبش میکنند.

A set of basis vectors for the space X is a set of vectors which spans X and is linearly independent.

بعد فضای
$$X$$
 = تعداد بردارهای پایه

The dimension of a vector space, Dim(X), is equal to the number of vectors in the basis set.

Let X be a finite dimensional vector space, then every basis set of X has the same number of elements.



Example



Polynomials of degree 2 or less.

Basis A:

$$u_1 = 1$$
 $u_2 = t$ $u_3 = t^2$

Basis B:

$$u_1 = 1 - t$$
 $u_2 = 1 + t$ $u_3 = 1 + t + t^2$

(Any three linearly independent vectors in the space will work.)

How can you represent the vector x = 1+2t using both basis sets?

Fall 2017 | 2nd Edition

بردارهای پایه

مثال

BASIS VECTORS

(مجموعهی همهی چندجملهایهای درجهی دو به پایین) \mathbb{P}^2

Polynomials of degree 2 or less.

Basis A:

$$u_1 = 1$$

$$u_2 = i$$

$$u_1 = 1$$
 $u_2 = t$ $u_3 = t^2$

Basis B:

$$u_1 = 1 - t$$

$$u_2 = 1 + i$$

$$u_1 = 1 - t$$
 $u_2 = 1 + t$ $u_3 = 1 + t + t^2$

(Any three linearly independent vectors in the space will work.)

(هر سه بردار مستقل خطی در این فضا قابل قبول است)

How can you represent the vector x = 1+2t using both basis sets?



شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال



ضرب داخلی و نرم



Inner Product / Norm



A scalar function of vectors x and y can be defined as an **inner product**, (x,y), provided the following are satisfied (for real inner products):

- $\bullet \quad (x,y)=(y,x) \ .$
- $(x,ay_1+by_2) = a(x,y_1) + b(x,y_2)$.
- $(x, x) \ge 0$, where equality holds iff x = 0.

A scalar function of a vector x is called a **norm**, ||x||, provided the following are satisfied:

- $||x|| \ge 0$.
- ||x|| = 0 iff x = 0.
- ||a x|| = |a| ||x|| for scalar a.
- $||x + y|| \le ||x|| + ||y||$.

Prepared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

ضرب داخلی

INNER PRODUCT

A scalar function of vectors x and y can be defined as an **inner product**, (x,y), provided the following are satisfied (for real inner products):

- $\bullet \quad (x,y)=(y,x) \ .$
- $(x,ay_1+by_2) = a(x,y_1) + b(x,y_2)$.
- $(x, x) \ge 0$, where equality holds iff x = 0.



Prepared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

نُرم

NORM

A scalar function of a vector x is called a **norm**, ||x||, provided the following are satisfied:

- $||x|| \ge 0$.
- ||x|| = 0 iff x = 0.
- ||a x|| = |a| ||x|| for scalar a.
- $||x + y|| \le ||x|| + ||y||$.



Example



Standard Euclidean Inner Product

$$\mathbf{x}^{\mathrm{T}}\mathbf{y} = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n$$

Standard Euclidean Norm

$$||\chi|| = (\chi, \chi)^{1/2}$$

$$\|\mathbf{x}\| = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{1/2} = (x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)^{1/2}$$

Angle

$$\cos(\theta) = (x, y)/(||x|| ||y||)$$

Standard Euclidean Inner Product

$$\mathbf{x}^{\mathsf{T}}\mathbf{y} = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n$$

Standard Euclidean Norm

$$||\chi|| = (\chi, \chi)^{1/2}$$

$$\|\mathbf{x}\| = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{1/2} = (x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)^{1/2}$$

Angle

$$\cos(\theta) = (x, y)/(||x|| ||y||)$$

$$\mathbb{C}_{[0,1]}$$
 ضرب داخلی برای

$$(x,y) = \int_0^1 x(t)y(t)dt$$



شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال



تعامد

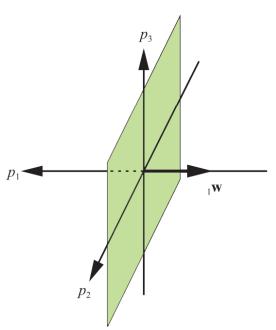


Orthogonality



Two vectors $x, y \in X$ are orthogonal if (x, y) = 0.

Example



Any vector in the p_2,p_3 plane is orthogonal to the weight vector.

epared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edit

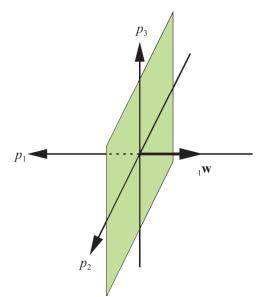
تعامد

ORTHOGONALITY

Two vectors $x, y \in X$ are orthogonal if (x, y) = 0.

دو بردار از یک فضا متعامد (عمود بر هم) هستند اگر ضرب داخلی آنها صفر باشد.

Example



$$_{1}\mathbf{w}\perp p_{2}p_{3}$$

Any vector in the p_2,p_3 plane is orthogonal to the weight vector.

هر بردار در صفحه ی p_2p_3 بر بردار وزن عمود است.



Prepared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

تعامد

فضاهاي متعامد

ORTHOGONAL SPACES

دو فضا متعامد هستند اگر هر بردار از فضای اول بر هر بردار از فضای دوم عمود باشد.

$$X_1 \perp X_2$$

هر بردار در X_1 بر هر بردار از X_2 عمود است.

$$x \perp X_1$$

بر هر بردار در X_1 عمود است. x





Gram-Schmidt Orthogonalization



Independent Vectors

$$y_1, y_2, ..., y_n$$



Orthogonal Vectors

$$V_1, V_2, \ldots, V_n$$

Step 1: Set first orthogonal vector to first independent vector.

$$v_1 = y_1$$

Step 2: Subtract the portion of y_2 that is in the direction of v_1 .

$$V_2 = V_2 - aV_1$$

Where a is chosen so that v_2 is orthogonal to v_1 :

$$(V_1, V_2) = (V_1, Y_2 - aV_1) = (V_1, Y_2) - a(V_1, V_1) = 0$$

$$a = \frac{(V_1, Y_2)}{(V_1, V_1)}$$

متعامدسازي

ORTHOGONALIZATION

Independent Vectors

 y_1, y_2, \dots, y_n



Orthogonal Vectors

 V_1, V_2, \ldots, V_n

هر مجموعه از بردارهای مستقل را میتوان به مجموعهای از بردارهای متعامد تبدیل کرد که همان فضای برداری را تولید کند.

الگوریتم متعامدسازی: گرام-اشمیت



متعامدسازی گرام-اشمیت

7311

GRAM-SCHMIDT ORTHOGONALIZATION

Independent Vectors

 $y_1, y_2, ..., y_n$



Orthogonal Vectors

 V_1, V_2, \ldots, V_n

Step 1: Set first orthogonal vector to first independent vector.

$$v_1 = y_1$$
 بردار متعامد اول را مساوی با اولین بردار مستقل قرار میدهیم:

Step 2: Subtract the portion of y_2 that is in the direction of v_1 .

$$V_2 = y_2 - a V_1$$
 نسبتی از y_2 که در راستای v_1 است را از آن کم میکنیم:

Where a is chosen so that v_2 is orthogonal to v_1 :

$$(V_1, V_2) = (V_1, Y_2 - aV_1) = (V_1, Y_2) - a(V_1, V_1) = 0$$

$$a = \frac{(V_1, Y_2)}{(V_1, V_1)}$$
 :2

:مود بر v_2 شود که ا v_1 عمود بر میشود می به گونه a





Gram-Schmidt (Cont.)



Projection of y_2 on v_1 :

$$\frac{(V_1, y_2)}{(V_1, V_1)} V_1$$

Step k: Subtract the portion of y_k that is in the direction of all previous v_i .

$$V_k = y_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(V_i, y_k)}{(V_i, V_i)} V_i$$

 $oldsymbol{V}_1$ افکنش $oldsymbol{Y}_2$ روی $oldsymbol{V}_1$ انجام میشود

enared by Kazim Fouladi | Fall 2017 | 2nd Edition

متعامدسازی گرام-اشمیت

7 11: 7

GRAM-SCHMIDT ORTHOGONALIZATION

Projection of y_2 on v_1 :

$$\frac{(V_1, Y_2)}{(V_1, V_1)}V_1$$

Step k: Subtract the portion of y_k that is in the direction of all previous v_i .

$$V_k = y_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(V_i, y_k)}{(V_i, V_i)} V_i$$

. برای V_k هر نسبتی از Y_k که در راستای همهی V_i های قبلی است را کم میکنیم





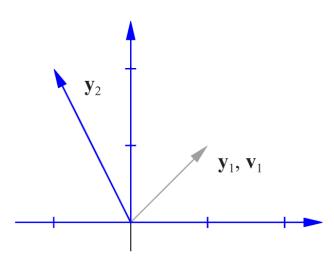
Example



$$\mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

Step 1.
$$\mathbf{v}_1 = \mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$



متعامدسازی گرام-اشمیت

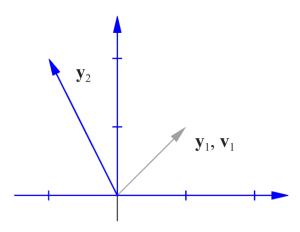
مثال (۱ از ۲)

GRAM-SCHMIDT ORTHOGONALIZATION

$$\mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

Step 1.
$$\mathbf{v}_1 = \mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

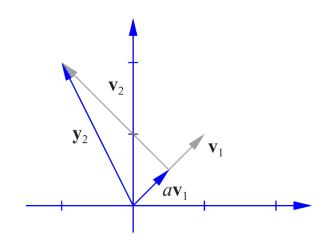


Example (Cont.)



Step 2.

$$\mathbf{v}_{2} = \mathbf{y}_{2} - \frac{\mathbf{v}_{1}^{\mathrm{T}} \mathbf{y}_{2}}{\mathbf{v}_{1}^{\mathrm{T}} \mathbf{v}_{1}} \mathbf{v}_{1} = \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix} - \frac{\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.5\\0.5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1.5\\1.5 \end{bmatrix}$$



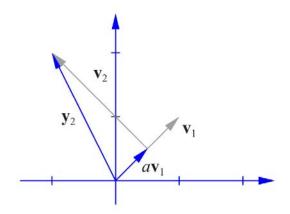
متعامدسازی گرام-اشمیت

مثال (۲ از ۲)

GRAM-SCHMIDT ORTHOGONALIZATION

Step 2.

$$\mathbf{v}_{2} = \mathbf{y}_{2} - \frac{\mathbf{v}_{1}^{\mathsf{T}} \mathbf{y}_{2}}{\mathbf{v}_{1}^{\mathsf{T}} \mathbf{v}_{1}} = \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix} - \frac{\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.5\\0.5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1.5\\1.5 \end{bmatrix}$$



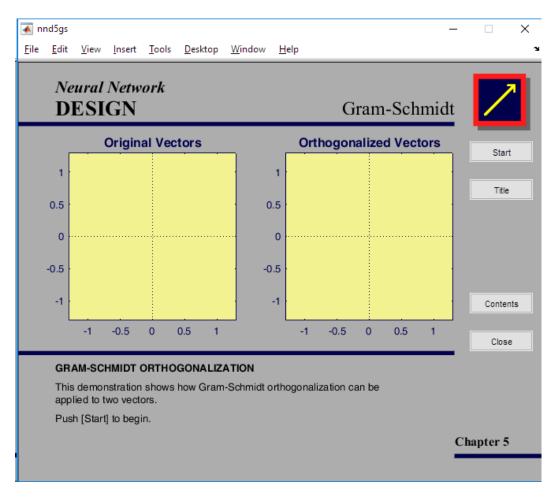
تعامد

مجموعهی متعامد یکه

ORTHONORMAL SET

در یک مجموعه از بردارهای متعامد، با تقسیم هر بردار بر نرم آن، به یک مجموعهی متعامد یکه میرسیم.







شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال

۶

بسط برداری



Vector Expansion



If a vector space X has a basis set $\{v_1, v_2, ..., v_n\}$, then any $x \in X$ has a unique vector expansion:

$$X = \sum_{i=1}^{n} x_i V_i = x_1 V_1 + x_2 V_2 + \dots + x_n V_n$$

If the basis vectors are **orthogonal**, and we take the inner product of v_i and x:

$$(V_j,X) = (V_j, \sum_{i=1}^n x_i V_i) = \sum_{i=1}^n x_i (V_j, V_i) = x_j (V_j, V_j)$$

Therefore the coefficients of the expansion can be computed:

$$\mathbf{x}_j = \frac{(V_j, X)}{(V_j, V_j)}$$

بسط برداری

VECTOR EXPANSION

با هر مجموعهی پایه، هر بردار دارای یک بسط برداری یکتاست.

If a vector space X has a basis set $\{v_1, v_2, ..., v_n\}$, then any $x \in X$ has a unique vector expansion:

$$X = \sum_{i=1}^{n} x_{i} V_{i} = x_{1} V_{1} + x_{2} V_{2} + \dots + x_{n} V_{n}$$

If the basis vectors are **orthogonal**, and we take the inner product of v_i and x:

$$(V_j,X) = (V_j, \sum_{i=1}^n x_i V_i) = \sum_{i=1}^n x_i (V_j, V_i) = x_j (V_j, V_j)$$
 $i \neq j \Rightarrow (v_i, v_j) = 0$ زيرا

Therefore the coefficients of the expansion can be computed:

$$\mathbf{x}_{j} = \frac{(V_{j}, X)}{(V_{j}, V_{j})}$$
 : V_{j} ضریب بسط برای





Column of Numbers



The vector expansion provides a meaning for writing a vector as a column of numbers.

$$X = \sum_{i=1}^{n} x_i V_i = x_1 V_1 + x_2 V_2 + \dots + x_n V_n$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

To interpret **x**, we need to know what basis was used for the expansion.

نمایش بردار بهصورت ستونی از اعداد

منطق

COLUMN OF NUMBERS

بسط برداری برای نوشتن بردار در قالب ستونی از اعداد معنا فراهم میکند.

The vector expansion provides a meaning for writing a vector as a column of numbers.

$$X = \sum_{i=1}^{n} x_{i} V_{i} = x_{1} V_{1} + x_{2} V_{2} + \dots + x_{n} V_{n}$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

برای تفسیر X نیاز داریم بدانیم که از چه پایهای برای بسط استفاده شده است.

To interpret **x**, we need to know what basis was used for the expansion.





Reciprocal Basis Vectors



Definition of reciprocal basis vectors, r_i :

$$(r_i, V_j) = 0$$
 $i \neq j$
= 1 $i = j$

where the basis vectors are $\{v_1, v_2, ..., v_n\}$, and the reciprocal basis vectors are $\{r_1, r_2, ..., r_n\}$.

For vectors in \Re^n we can use the following inner product:

$$(r_i, V_j) = \mathbf{r}_i^T \mathbf{v}_j$$

Therefore, the equations for the reciprocal basis vectors become:

$$\mathbf{R}^T \mathbf{B} = \mathbf{I} \quad \square \searrow \quad \mathbf{R}^T = \mathbf{B}^{-1}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 & \mathbf{v}_2 & \dots & \mathbf{v}_n \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1 & \mathbf{r}_2 & \dots & \mathbf{r}_n \end{bmatrix}$$

بردارهای پایهی متقابل

RECIPROCAL BASIS VECTORS

هدف: بسط برداری در حالت کلی که مجموعهی پایه متعامد نیست.



بردارهای پایهی متقابل

RECIPROCAL BASIS VECTORS

Definition of reciprocal basis vectors, r_i :

$$(\Gamma_i, V_j) = 0$$
 $i \neq j$
= 1 $i = j$

where the basis vectors are $\{v_1, v_2, ..., v_n\}$, and the reciprocal basis vectors are $\{r_1, r_2, ..., r_n\}$. بردارهای پایه ی متقابل

For vectors in \Re^n we can use the following inner product:

$$(\mathbf{r}_i, \mathbf{v}_j) = \mathbf{r}_i^T \mathbf{v}_j$$

Therefore, the equations for the reciprocal basis vectors become:

$$\mathbf{R}^T\mathbf{B} = \mathbf{I}$$
 کے دوہی محاسبہی \mathbf{r}_i ھا:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 & \mathbf{v}_2 & \dots & \mathbf{v}_n \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1 & \mathbf{r}_2 & \dots & \mathbf{r}_n \end{bmatrix}$$





Vector Expansion



$$X = x_1 V_1 + x_2 V_2 + \dots + x_n V_n$$

Take the inner product of the first reciprocal basis vector with the vector to be expanded:

$$(r_1,X) = x_1(r_1,V_1) + x_2(r_1,V_2) + \dots + x_n(r_1,V_n)$$

By definition of the reciprocal basis vectors:

$$(r_1, V_2) = (r_1, V_3) = \cdots = (r_1, V_n) = 0$$

 $(r_1, V_1) = 1$

Therefore, the first coefficient in the expansion is:

$$x_1 = (r_1, X)$$

In general, we then have (even for nonorthogonal basis vectors):

$$x_j = (r_j, X)$$

بسط برداری

با بردارهای پایهی متقابل

VECTOR EXPANSION

$$X = x_1 V_1 + x_2 V_2 + \dots + x_n V_n$$

Take the inner product of the first reciprocal basis vector with the vector to be expanded:

$$(r_1,X) = x_1(r_1,V_1) + x_2(r_1,V_2) + \dots + x_n(r_1,V_n)$$

By definition of the reciprocal basis vectors:

$$(r_1, V_2) = (r_1, V_3) = \cdots = (r_1, V_n) = 0$$

 $(r_1, V_1) = 1$

Therefore, the first coefficient in the expansion is:

$$x_1 = (r_1, X)$$

In general, we then have (even for nonorthogonal basis vectors):

$$x_i = (r_i, X)$$



Example

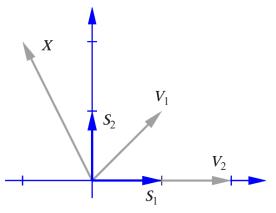


Basis Vectors:

$$\mathbf{v}_1^s = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$
 $\mathbf{v}_2^s = \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \end{bmatrix}$

Vector to Expand:

$$\mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}$$



بسط برداری

با بردارهای پایهی متقابل: مثال (۱ از ۳)

VECTOR EXPANSION

Basis Vectors:

$$\mathbf{v}_1^s = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \qquad \mathbf{v}_2^s = \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Vector to Expand:

$$\mathbf{x}^{s} = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$X$$

$$V_{1}$$

$$V_{2}$$

$$S_{1}$$



Example (Cont.)



Reciprocal Basis Vectors:

$$\mathbf{R}^T = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & -0.5 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{r}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{r}_2 = \begin{bmatrix} 0.5 \\ -0.5 \end{bmatrix}$$

Expansion Coefficients:

$$x_1^{\nu} = \mathbf{r}_1^T \mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = 2$$

$$x_2^{\nu} = \mathbf{r}_2^T \mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = -1.5$$

Matrix Form:

$$\mathbf{x}^{v} = \mathbf{R}^{T} \mathbf{x}^{s} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{x}^{s} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & -0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ -1.5 \end{bmatrix}$$

بسط برداری

با بردارهای پایهی متقابل: مثال (۲ از ۳)

VECTOR EXPANSION

Reciprocal Basis Vectors:

$$\mathbf{R}^T = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & -0.5 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{r}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{r}_2 = \begin{bmatrix} 0.5 \\ -0.5 \end{bmatrix}$$

Expansion Coefficients:

$$x_1^{\nu} = \mathbf{r}_1^T \mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = 2$$

$$x_2^{\nu} = \mathbf{r}_2^T \mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = -1.5$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$

$$\downarrow \downarrow$$

$$\mathbf{A}^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{bmatrix} d & -b \\ -c & a \end{bmatrix}$$

Matrix Form:

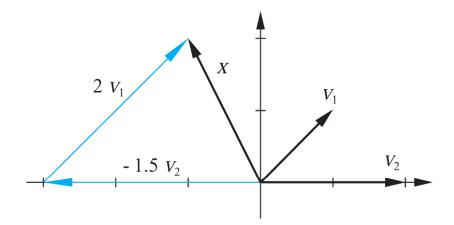
$$\mathbf{x}^{v} = \mathbf{R}^{T} \mathbf{x}^{s} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{x}^{s} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & -0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ -1.5 \end{bmatrix}$$



Example (Cont.)



$$X = (-1)S_1 + 2S_2 = 2 V_1 - 1.5 V_2$$



$$\mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{x}^v = \begin{bmatrix} 2 \\ -1.5 \end{bmatrix}$$

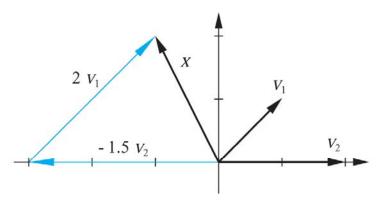
The interpretation of the column of numbers depends on the basis set used for the expansion.

بسط برداری

با بردارهای پایهی متقابل: مثال (۳ از ۳)

VECTOR EXPANSION

$$X = (-1)s_1 + 2s_2 = 2 V_1 - 1.5 V_2$$



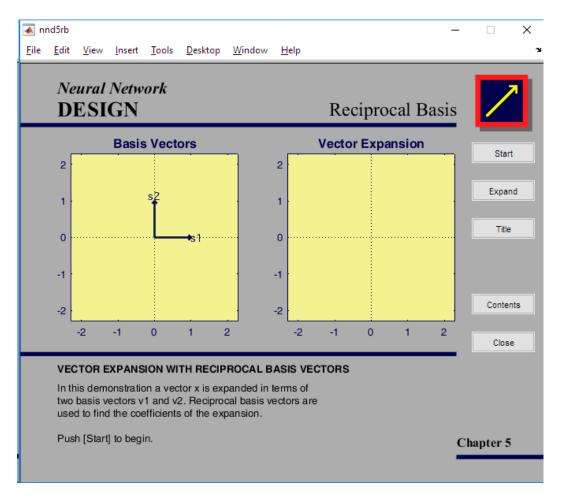
$$\mathbf{x}^{v} = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{x}^{s}$$

$$\mathbf{x}^s = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{x}^v = \begin{bmatrix} 2 \\ -1.5 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x}^{\nu} = \begin{bmatrix} 2 \\ -1.5 \end{bmatrix}$$

The interpretation of the column of numbers depends on the basis set used for the expansion.







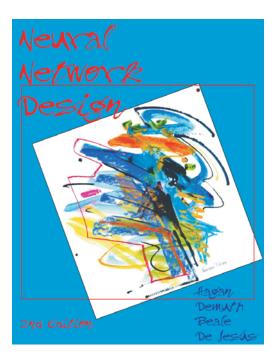
شبکه های عصبی مصنوعی

فضاهای برداری وزن و سیگنال



منابع

منبع اصلي



Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark H. Beale, Orlando De Jesus, **Neural Network Design**, 2nd Edition, Martin Hagan, 2014.

Chapter 5

Online version can be downloaded from: http://hagan.okstate.edu/nnd.html

5 Signal and Weight Vector Spaces

Objectives

Theory and Examples	5-2
Linear Vector Spaces	5-2
Linear Independence	5-4
Spanning a Space	5-5
Inner Product	5-6
Norm	5-7
Orthogonality	5-7
Gram-Schmidt Orthogonalization	5-8
Vector Expansions	5-9
Reciprocal Basis Vectors	5-10
Summary of Results	5-14
Solved Problems	5-17
Epilogue	5-26
Further Reading	5-27
Evereione	5.28

Objectives

It is clear from Chapters 3 and 4 that it is very useful to think of the input and outputs of a neural network, and the rows of a weight matrix, as vectors. In this chapter we want to examine these vector spaces in detail and review those properties of vector spaces that are most helpful when analyzing neural networks. We will begin with general definitions and then apply these definitions to specific neural neurous problems. The concepts apply these definitions to appetite neural networks problems. The concepts throughout the remaining chapters of this book. They are critical to our understanding of why neural networks work.

5-1