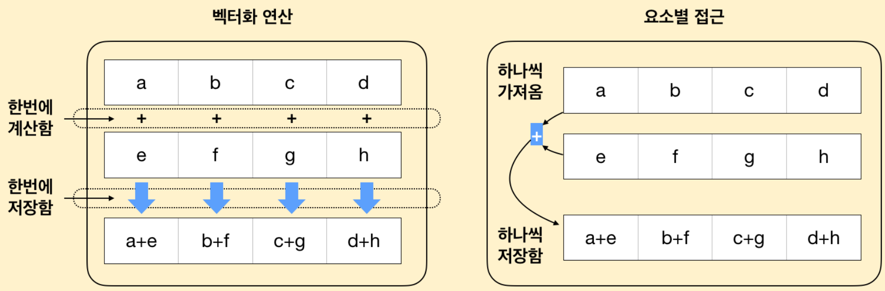
2.4절 미분과 기울기, 그리고 경사 하강법의 개념

페이지와 위치	오류
40 마지막 수식	$\frac{d}{dx}[f(g(x))] = \frac{d}{dg(x)}f(g(x))? = f'(g(x))g'(x)$
정정 내용 (연쇄법칙의 일부가 사라졌음)	
	$\frac{d}{dx}[f(g(x))] = \frac{d}{dg(x)}f(g(x))\frac{dg(x)}{dx} = f'(g(x))g'(x)$

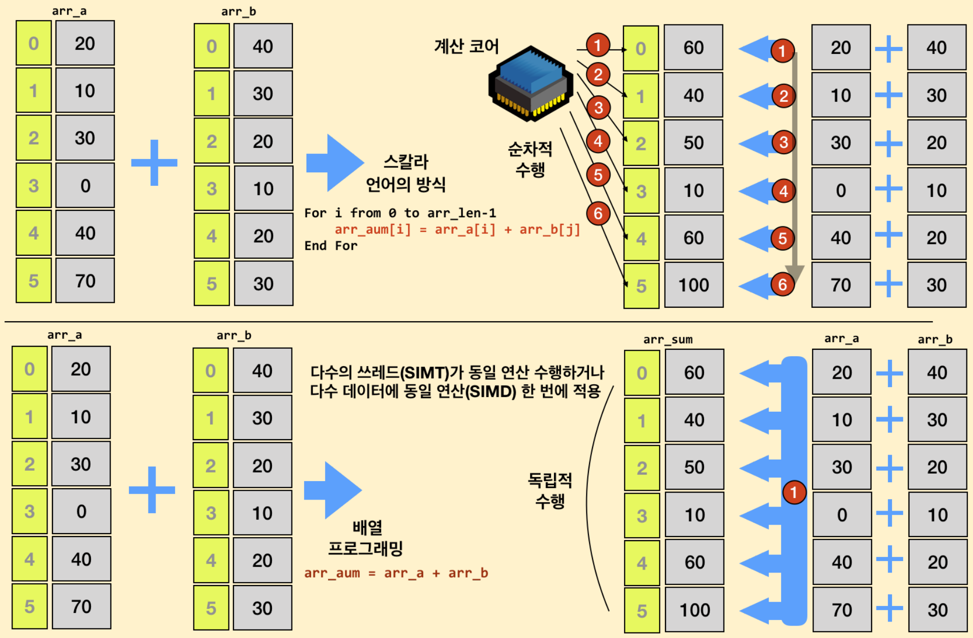
3.6절 벡터화 연산 - 넘파이 배열 계산 성능의 핵심

페이지와 위치	오류
66 그림	설명이 지나치게 압축되어 추가적인 설명이 필요함
정정 내용 (벡터화 연산의 개념을 명확히 설명하지 못함)	

개선된 그림



추가 그림



3.6절 벡터화 연산 - 넘파이 배열 계산 성능의 핵심

<table>
<tr><td>페이지와 위치</td><td>오류와 자료형 변경</td></tr>
<tr><td>67
소스코드

함수
matmult_naive</td><td>

```
def matmult_naive(a, b):
   c = np.zeros( (a.shape[0], b.shape[1]) , dtype = int)

   for i in range(a.shape[0]):
       for j in range(b.shape[0]):
           for k in range(a.shape[1]):
               c[i,j] += a[i,k] * b[k,j]
   return c
```

</td></tr>
<tr><td colspan="2">정정 내용 (행렬 곱셈을 위해 부동소수점 자료형을 사용하고, 두번째 for 루프의 반복 횟수 오류 수정)</td></tr>
<tr><td colspan="2">

```
def matmult_naive(a, b):
    c = np.zeros( (a.shape[0], b.shape[1]) , dtype = float)

   for i in range(a.shape[0]):
       for j in range(b.shape[1]):
           for k in range(a.shape[1]):
               c[i,j] += a[i,k] * b[k,j]
   return c
```

</td></tr>
</table>

3.6절 벡터화 연산 - 넘파이 배열 계산 성능의 핵심

<table>
<tr><td>페이지와 위치</td><td>오류와 자료형 변경</td></tr>
<tr><td>67
소스코드

함수
matmult2d</td><td>

```
def matmult2d(a, b):
    c = np.zeros( (a.shape[0], b.shape[1]) , dtype = int)
    for i in range(a.shape[0]):
        # a[i,:]는 b.T의 각 행에 브로드캐스팅 된다.
        c[i,:] = (a[i,:] * b.T).sum(axis=1)
    return c
```

</td></tr>
<tr><td colspan="2">정정 내용 (행렬 곱셈을 위해 부동소수점 자료형을 사용하고, 두번째 for 루프의 반복 횟수 오류 수정)</td></tr>
<tr><td colspan="2">

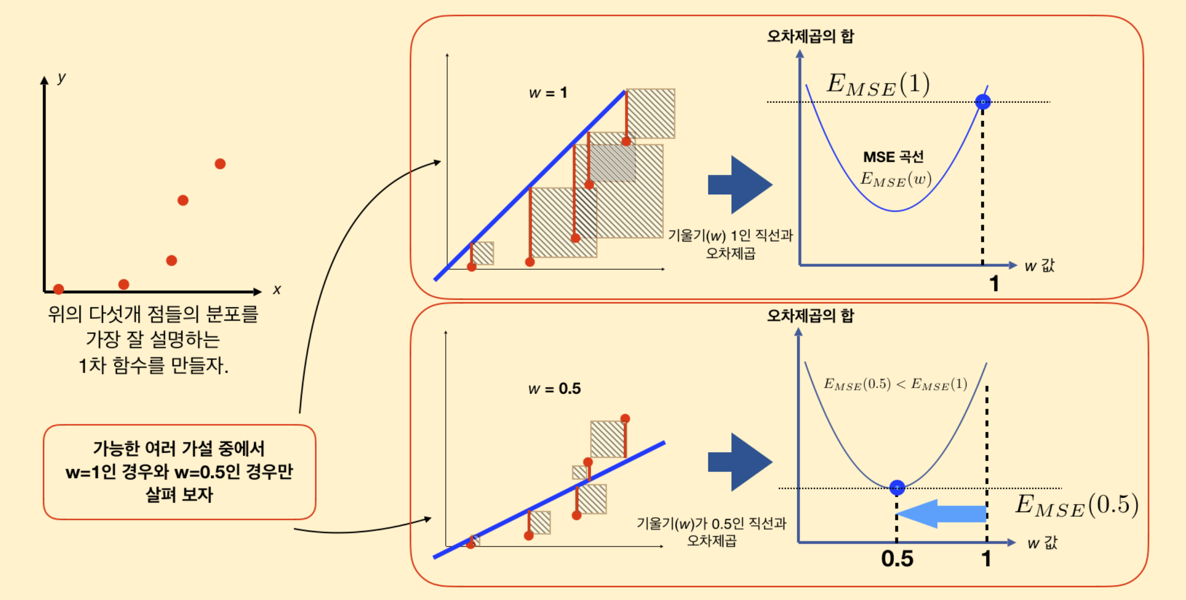
```
def matmult2d(a, b):
    c = np.zeros( (a.shape[0], b.shape[1]) , dtype = float )
    for i in range(a.shape[0]):
        # a[i,:]는 b.T의 각 행에 브로드캐스팅 된다.
        c[i,:] = (a[i,:] * b.T).sum(axis=1)
    return c
```

</td></tr>
</table>

4..5 데이터의 관계를 설명하는 선형 회귀 함수의 시각적 이해

페이지와 위치	오류
100 그림	w=0.5일 때, 오차의 제곱을 표현하는 정사각형이 하나 잘못 그려짐

정정 내용 (정사각형을 새로 그리고, 단순 오차도 함께 표현)



4.10 다변량 회귀분석 - 수학적 모델

페이지와 위치	첨자 오류 (이상윤 독자의 도움)
111 두번째 문단	데이터 인스턴스의 개수가 m 이라고 하면 i 번째 데이터 인스턴스는 $x^{(m)}$ 으로 나타낼 수 있고
정정 내용 (i 번째 데이터 인스턴스의 첨자 오류 수정)	
데이터 인스턴스의 개수가 m 이라고 하면 i 번째 데이터 인스턴스는 $x^{(i)}$ 으로 나타낼 수 있고	

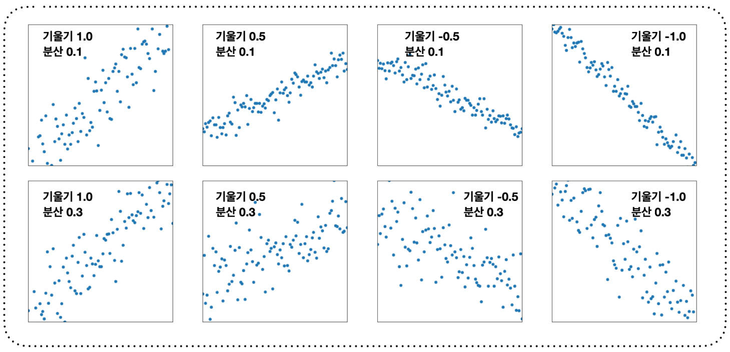
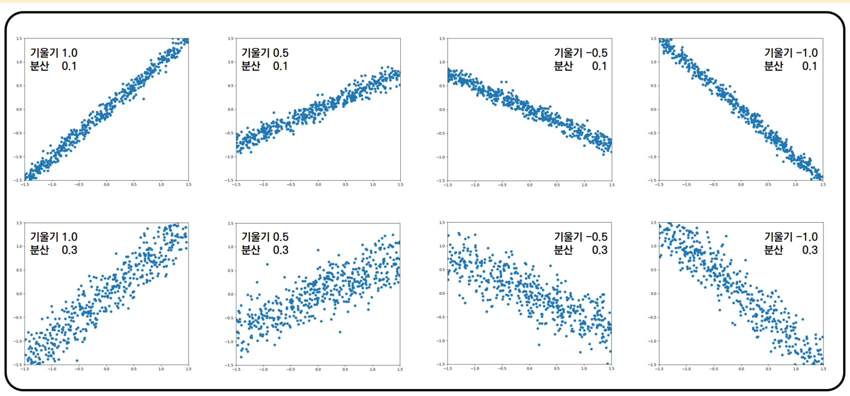
페이지와 위치	첨자 오류
111 마지막 수식	$E_{mse}(\mathbf{x}, \theta) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{n}(\theta^T \mathbf{x}^{(i)} - y^{(i)})^2$ 다변량 선형 회귀 분석은 결국 이 오차가 최소가 되는 파라미터 θ 를 찾는 문제이다.
정정 내용 (Σ 기호의 윗 첨자를 n 에서 m 으로 수정)	
$E_{mse}(\mathbf{x}, \theta) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\theta^{\mathrm{T}} \mathbf{x}^{(i)} - y^{(i)})^2$	

4.11 회귀분석의 학습, 혹은 최적화 방법 - 정규 방정식

페이지와 위치	첨자 오류
112 첫 수식	$$\frac{\partial E_{mse}(\mathbf{x},\theta)}{\partial\theta_j}=\frac{2}{m}\sum_{i=1}^{n}(\theta^T\mathbf{x}^{(i)}-y^{(i)})x_j^{(i)}$$
정정 내용 (Σ 기호의 윗 첨자를 n에서 m으로 수정)	
$$\frac{\partial E_{mse}(\mathbf{x},\theta)}{\partial\theta_j}=\frac{2}{m}\sum_{i=1}^{m}(\theta^{\mathrm{T}}\mathbf{x}^{(i)}-y^{(i)})x_j^{(i)}$$	

페이지와 위치	오타 (이상윤 독자의 도움)
112 세번째 문단 **3**행	바로 최적의 파라미터를 찾는 수식이 존재한다. 이것을 정규 방적식[normal equation]이라고 부른다
정정 내용 (정규 방적식을 정규 방정식으로)	
바로 최적의 파라미터를 찾는 수식이 존재한다. 이것을 정규 방정식[normal equation]이라고 부른다	

4.15 특징들의 상관 쌍 그림을 확인하고 중요 특징 추출하기

페이지와 위치	그림 오류
121 마지막 그림	
정정 내용 (1행 1열의 그림 분산이 과도)	
	

6.16 커널 트릭을 이용한 비선형 서포트 벡터 머신

페이지와 위치	오타
215 마지막 수식	$K(\mathbf{x}^{(i)}, ^{(j)}) = (\gamma \mathbf{x}^{(i)\mathrm{T}} \mathbf{x}^{(j)} + r)^d$
정정 내용 (수식 오류)	
$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = (\gamma \mathbf{x}^{(i)\mathrm{T}} \mathbf{x}^{(j)} + r)^d$	

Lab7-5 XOR 연산이 가능한 다층 퍼셉트론 만들기

페이지와 위치	코드 오류
261 **4**번 코드	(아래 코드)

```
input = np.zeros(2)

# 순전파시 계산될 값들  $\mathbf{h}^{\Sigma}, \mathbf{h}^{\phi}, \mathbf{h}^{\phi'}$
h_sum, h_out, h_deriv = np.zeros(3), np.zeros(3), np.zeros(3)
# 역전파시 계산될 값들  $\mathbf{e}^{h}, \delta^{h}$
h_error, h_delta = np.zeros(3), np.zeros(3)

# 순전파시 계산될 값들  $\mathbf{y}^{\Sigma}, \mathbf{y}^{\phi}, \mathbf{y}^{\phi'}$
yy_error, y_delta = np.zeros(2), np.zeros(2)
# 역전파시 계산될 값들  $\mathbf{e}^{y}, \delta^{y}$
y_error, y_delta = np.zeros(2), np.zeros(2)
```

정정 내용 (불필요한 코드 제거)

```
input = np.zeros(2)

# 순전파시 계산될 값들  $\mathbf{h}^{\Sigma}, \mathbf{h}^{\phi}, \mathbf{h}^{\phi'}$
h_sum, h_out, h_deriv = np.zeros(3), np.zeros(3), np.zeros(3)
# 역전파시 계산될 값들  $\mathbf{e}^{h}, \delta^{h}$
h_error, h_delta = np.zeros(3), np.zeros(3)

# 순전파시 계산될 값들  $\mathbf{y}^{\Sigma}, \mathbf{y}^{\phi}, \mathbf{y}^{\phi'}$
y_sum, y_out, y_deriv = np.zeros(2), np.zeros(2), np.zeros(2)
# 역전파시 계산될 값들  $\mathbf{e}^{y}, \delta^{y}$
y_error, y_delta = np.zeros(2), np.zeros(2)
```

Lab7-6 다층 퍼셉트론으로 비선형 회귀 구현하기

페이지와 위치	U 수정 누락

215
마지막 수식

```
def backward(error):
    global y_delta, W, h2_delta, V, h1_delta, U

    y_delta = y_deriv * error                              # 출력 계층의 델타
    dW = - learning_rate * np.outer(h2_out, y_delta)       # W의 수정

    W = W + dW
    h2_delta = h2_deriv * W.dot(y_delta)                   # 은닉 계층 2의 델타
    dV = - learning_rate * np.outer(h1_out, h2_delta)      # V의 수정

    V = V + dV
    h1_delta = h1_deriv * V.dot(h2_delta)                  # 은닉 계층 1의 델타
    dU = - learning_rate * np.outer(input, h1_delta)       # U의 수정
```

정정 내용 (마지막에 U 수정 추가)

7. 역전파 과정도 오차를 입력하면 출력 계층까지 한 번에 이루어지게 구현하자.

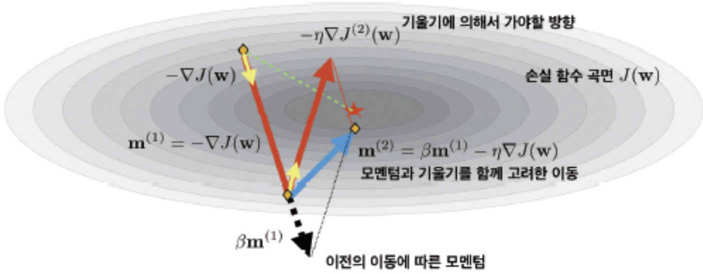
```
def backward(error):
    global y_delta, W, h2_delta, V, h1_delta, U

    y_delta = y_deriv * error                              # 출력 계층의 델타
    dW = - learning_rate * np.outer(h2_out, y_delta)       # W의 수정
    W = W + dW

    h2_delta = h2_deriv * W.dot(y_delta)                   # 은닉 계층 2의 델타
    dV = - learning_rate * np.outer(h1_out, h2_delta)      # V의 수정
    V = V + dV

    h1_delta = h1_deriv * V.dot(h2_delta)                  # 은닉 계층 1의 델타
    dU = - learning_rate * np.outer(input, h1_delta)       # U의 수정
    U = U + dU
```

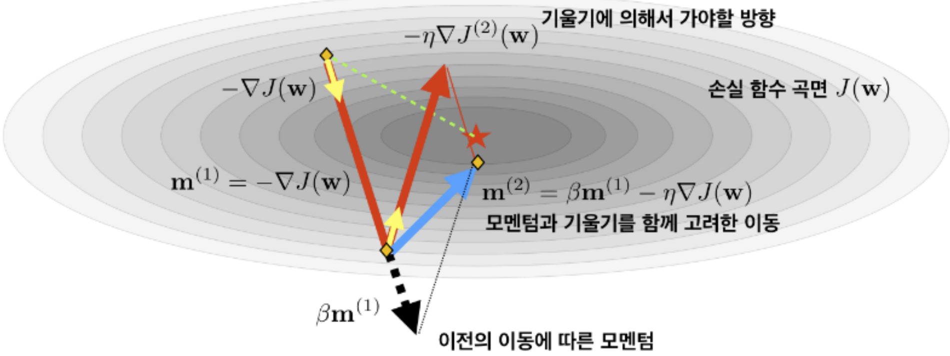
8.4 최적화 기법 – 경사 하강법의 문제와 개선

페이지와 위치	수식 오류
281 마지막 수식	$\mathbf{m} \leftarrow \beta\mathbf{m} - \eta\nabla J(\mathbf{m})$ $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \mathbf{m}$ 이 방법은 아래와 같이 이전의 이동과 현재의 기울기를 함께 고려하여 큰 학습률을 사용해도 원래의 경사 하강법보다 최적해에 잘 근접할 수 있는 것으로 알려져 있다. 

정정 내용 (수식 오류) - 원고를 올바르게 되어 있었으나, 편집시 오류 발생

$$\begin{aligned}\mathbf{m} &\leftarrow \beta\mathbf{m} - \eta\nabla J(\mathbf{w})\\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w}+\mathbf{m}\end{aligned}$$

이 방법은 아래와 같이 이전의 이동과 현재의 기울기를 함께 고려하여 큰 학습률을 사용해도 원래의 경사하강법보다 최적해에 잘 근접할 수 있는 것으로 알려져 있다.



8.5 다양한 최적화 기법 소개

페이지와 위치	수식 오류
282 첫 수식	우선 **네스테로프 가속 경사**Nesterov accelerated gradient 기법이다. 이 방법은 손실 함수 곡면의 기울기를 계산할 때 이전 모멘텀만큼 이동한 곳에서 기울기를 측정하여 이 기울기와 모멘텀을 함께 고려하여 최종적으로 이동할 곳을 찾는 것이다. 식으로는 다음과 같다. $\mathbf{w}^{temp} \leftarrow \mathbf{w}+\beta\mathbf{m}$ $\mathbf{m} \leftarrow \beta \leftarrow \mathbf{m} - \eta\nabla J(\mathbf{w}^{temp})$ $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w}^{temp}+\mathbf{m}$

정정 내용 (수식 오류) - 원고를 올바르게 되어 있었으나, 편집시 오류 발생

우선 **네스테로프 가속 경사**Nesterov accelerated gradient 기법이다. 이 방법은 손실 함수 곡면의 기울기를 계산할 때 이전 모멘텀만큼 이동한 곳에서 기울기를 측정하여 이 기울기와 모멘텀을 함께 고려하여 최종적으로 이동할 곳을 찾는 것이다. 식으로는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\mathbf{w}^{temp} &\leftarrow \mathbf{w}+\beta\mathbf{m}\\ \mathbf{m} &\leftarrow \beta\mathbf{m} - \eta\nabla J(\mathbf{w}^{temp})\\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w}^{temp}+\mathbf{m}\end{aligned}$$

11.3 주성분 분석과 특이값 분해

페이지와 위치	오류

414 두번째 문단	공분산covariance 행렬을 $\mathbf{C} = \mathbf{M}^{\mathrm{T}}\mathbf{M}(m-1)$를 구해
정정 내용 (공분산 행렬은 **m-1**이 곱해지는 것이 아니라 **m-1**로 나누어야 함. 나누기 연산자 누락됨)	
공분산covariance 행렬인 $\mathbf{C} = \mathbf{M}^{\mathrm{T}}\mathbf{M}/(m-1)$를 구해	

페이지와 위치	오류
414 가운데 수식	$\mathbf{C} = \mathbf{W} \wedge \mathbf{W}^{-1}$
정정 내용 (논리곱 표시처럼 된 것은 그리스 대문자 람다의 오기)	
$\mathbf{C} = \mathbf{W} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{W}^{-1}$	

페이지와 위치	오류
414 문단 **3**의 제**2, 3**행	2행: 각행렬 $\wedge$로 분해된다. 3행: $\mathbf{M}$를 분산을 최대로 보존하면서
정정 내용 (**2**행:논리곱 표시를 그리스 대문자 람다로, **3**행: 조사 변경 필요)	
각행렬 $\boldsymbol{\Lambda}$로 분해된다. $\mathbf{M}$의 분산을 최대로 보존하면서	

페이지와 위치	오류
415 수식	$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} \vert & \vert & \cdots & \vert \\ \mathbf{u}_{*,1} & \mathbf{u}_{*,2} & \cdots & \mathbf{u}_{*,m} \\ \vert & \vert & \cdots & \vert \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} - & \mathbf{v}_{*,1}^{\mathrm{T}} & - \\ - & \mathbf{v}_{2,*}^{\mathrm{T}} & - \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ - & \mathbf{v}_{n,*}^{\mathrm{T}} & - \end{pmatrix}$
정정 내용	
$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} \vert & \vert & \cdots & \vert \\ U_{*,1} & U_{*,2} & \cdots & U_{*,m} \\ \vert & \vert & \cdots & \vert \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} - & V_{1,*}^{\mathrm{T}} & - \\ - & V_{2,*}^{\mathrm{T}} & - \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ - & V_{n,*}^{\mathrm{T}} & - \end{pmatrix}$	

페이지와 위치	오류
415 마지막 수식	$\mathbf{C}=\frac{(\mathbf{V\Sigma U}^T)(\mathbf{V\Sigma V}^T)}{m-1}=\frac{\mathbf{V\Sigma}^2\mathbf{V}^T}{m-1}=\mathbf{V}\frac{\mathbf{\Sigma}^2}{m-1}\mathbf{V}^T=\mathbf{V}\wedge\mathbf{V}^T$
정정 내용 (논리곱 표시처럼 된 것은 그리스 대문자 람다의 오기, U와 V 표기 오류	
$\mathbf{C}=\frac{(\mathbf{V\Sigma U}^{\mathrm{T}})(\mathbf{U\Sigma V}^{\mathrm{T}})}{m-1}=\frac{\mathbf{V\Sigma}^2\mathbf{V}^{\mathrm{T}}}{m-1}=\mathbf{V}\frac{\mathbf{\Sigma}^2}{m-1}\mathbf{V}^{\mathrm{T}}=\mathbf{V\Lambda V}^{\mathrm{T}}$	

11.4 특이값 분해의 기하적 이해

페이지와 위치	오류
416 첫 수식	$\mathbf{M}=\begin{pmatrix} \vert & \vert & \cdots & \vert \\ \mathbf{u}_{*,1} & \mathbf{u}_{*,2} & \cdots & \mathbf{u}_{*,m} \\ \vert & \vert & \cdots & \vert \end{pmatrix}\begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} - & \mathbf{v}_{*,1}^{\mathrm{T}} & - \\ - & \mathbf{v}_{2,*}^{\mathrm{T}} & - \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ - & \mathbf{v}_{n,*}^{\mathrm{T}} & - \end{pmatrix}$
정정 내용 (행렬의 원소는 이탤릭체 대문자에 행과 열을 첨자로 표현)	
$\mathbf{M}=\begin{pmatrix} \vert & \vert & \cdots & \vert \\ U_{*,1} & U_{*,2} & \cdots & U_{*,m} \\ \vert & \vert & \cdots & \vert \end{pmatrix}\begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} - & V_{1,*}^{\mathrm{T}} & - \\ - & V_{2,*}^{\mathrm{T}} & - \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ - & V_{n,*}^{\mathrm{T}} & - \end{pmatrix}$	

페이지와 위치	오류
416 두 번째 수식	$\mathbf{M}=\begin{pmatrix} \vert & \vert & \cdots & \vert \\ \mathbf{u}_{*,1} & \mathbf{u}_{*,2} & \cdots & \mathbf{u}_{*,m} \\ \vert & \vert & \cdots & \vert \end{pmatrix}\begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_m & \cdots & 0 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} - & \mathbf{v}_{*,1}^{\mathrm{T}} & - \\ - & \mathbf{v}_{2,*}^{\mathrm{T}} & - \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ - & \mathbf{v}_{n,*}^{\mathrm{T}} & - \end{pmatrix}$
정정 내용 (행렬의 원소는 이탤릭체 대문자에 행과 열을 첨자로 표현)	

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} | & | & \cdots & | \\ U_{*,1} & U_{*,2} & \cdots & U_{*,m} \\ | & | & \cdots & | \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_m & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} - & V_{1,*}^{\mathrm{T}} & - \\ - & V_{2,*}^{\mathrm{T}} & - \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ - & V_{n,*}^{\mathrm{T}} & - \end{pmatrix}$$

페이지와 위치	오류
417 마지막 수식	$\mathbf{M}_k = \mathbf{M}\mathbf{V}_k$

정정 내용

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{M}\mathbf{V}_{*,:k}$$

11.6 다양한 커널의 적용

페이지와 위치	오류
424 표의 수식	(아래 표)

커널 이름	커널 함수
선형 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = \mathbf{x}^{(i)^T}\mathbf{x}^{(j)}$
다항 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = (\gamma x^{(i)^T} x^{(j)} + r)^d$
방사 기저 함수 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = e^{\gamma\lVert\mathbf{x}^{(i)} - \mathbf{x}^{(j)}\rVert^2}$
시그모이드 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = \tanh(\gamma\mathbf{x}^{(i)^T}\mathbf{x}^{(j)} + r)$
코사인 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = \mathbf{x}^{(i)^T}\mathbf{x}^{(j)} / \lVert\mathbf{x}^{(i)}\rVert\lVert\mathbf{x}^{(j)}\rVert$

정정 내용 (전치를 표시할 때 기울인 *T*가 아니라 정자 T로 통일)

커널 이름	커널 함수
선형 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = \mathbf{x}^{(i)^{\mathrm{T}}}\mathbf{x}^{(j)}$
다항 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = (\gamma\mathbf{x}^{(i)^{\mathrm{T}}}\mathbf{x}^{(j)} + r)^d$
방사 기저 함수 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = e^{\gamma\lvert\lvert\mathbf{x}^{(i)} - \mathbf{x}^{(j)}\rvert\rvert^2}$
시그모이드 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = \tanh(\gamma\mathbf{x}^{(i)^{\mathrm{T}}}\mathbf{x}^{(j)} + r)$
코사인 커널	$K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) = \mathbf{x}^{(i)^{\mathrm{T}}}\mathbf{x}^{(j)} / \lvert\lvert\mathbf{x}^{(i)}\rvert\rvert\lvert\lvert\mathbf{x}^{(j)}\rvert\rvert$

11.8 LLE 기법의 구현을 위한 최적화 해 구하기

페이지와 위치	오류

434 아래에서 4행	해를 구하는 방법은 라그랑주 승수법[Lagrange multiplier]
정정 내용 (첨자 Lagrange multiplier와 본문의 라그랑주 승수법이 대응되게 같은 색으로 표시해야 함)	
공해를 구하는 방법은 라그랑주 승수법[Lagrange multiplier]	

11.9 그 밖의 매니폴드 학습 알고리즘

페이지와 위치	오류
438 수식	$p_{j\|i} = \frac{e^{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2/\sigma_i^2}}{\sum_{k \neq i} e^{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_k\|^2/2\sigma_i^2}}$
정정 내용	
$p_{j\|i} = \frac{e^{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2/2\sigma_i^2}}{\sum_{k \neq i} e^{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_k\|^2/2\sigma_i^2}}$	