3.3.2.2 の計算を確認する。

予測分布は以下の式で求まる。

$$p(y_*|x_*, Y, X) = \int p(y_*, w|x_*, Y, X)dw = \int p(y_*|x_*, w)p(w|Y, X)dw$$
 (1)

なお、観測は独立であるので、 $p(y_*|x_*,w)=p(y_*|x_*,w,Y,X), p(w|Y,X)=p(w|x_*,Y,X)$ である。

本では、積分を行い、(3.74) を求めることになっているが、面倒なので、(A.24) を利用することで (3.76),(3.77) を求める。 (3.74) を求めるには (A.24) の導出を参考にすれば良い。

(A.14),(A.15) が (3.71),(3.67) に相当する。

(A.14) と (3.71) で $x = w, \mu = \hat{\mu}, \Sigma_x = \hat{\Sigma}, (A.15), (3.67)$ で $y = y_*, W = \phi(x_*)^T, b = 0, \Sigma_y = \sigma_y^2$ と対応する。

そうすると、(A.24) を見ると、

$$\mu_*(x_*) = \phi(x_*)^T \hat{\mu} = \hat{\mu}^T \phi(x_*)$$
 (2)

 $(y_*$ がスカラなので、 $\mu_*(x_*)$ もスカラ。そのため、転置しても等しい。)

$$\sigma_*^{2}(x_*) = \sigma_u^{2} + \phi(x_*)^T \hat{\Sigma}\phi(x_*)$$
(3)

よって、(3.76),(3.77)が求まった。

(3.75) を具体的に書き下すことで、(3.74) が正しいことを確認する。

$$lnp(y_*|x_*, X, Y) = -\frac{1}{2}\sigma_*^{-2}(x_*)(y_* - \mu_*(x_*))^2 + c = -\frac{1}{2}\sigma_*^{-2}(x_*)(y_*^2 - 2\mu_*(x_*)y_*) + c$$

$$= -\frac{1}{2}((\sigma_y^2 + \phi(x_*)^T\hat{\Sigma}\phi(x_*))^{-1}y_*^2 - 2(\sigma_y^2 + \phi(x_*)^T\hat{\Sigma}\phi(x_*))^{-1}\phi(x_*)^T\hat{\mu}y_*) + c$$
(4)

最右辺の第 1 項に対して、(A.1) を、第 2 項に対して、(A.2) を変形したものを適用する。

(A.1) で $A=\sigma_y^2, U=\phi(x_*)^T, B=\hat{\Sigma}, V=\phi(x_*)$ とする。(A.2) で $P=\sigma_y^{-2}, B=\phi(x_*), R=\hat{\Sigma}^{-1}$ として、左辺の一番右の R^{-1} を右辺に移して、左辺を利用する。

すると、

$$lnp(y_*|x_*, X, Y) = -\frac{1}{2} ((\sigma_y^{-2} - \sigma_y^{-2}\phi(x_*)^T (\hat{\Sigma}^{-1} + \phi(x_*)\sigma_y^{-2}\phi(x_*)^T)^{-1}\phi(x_*)\sigma_y^{-2})y_*^2$$

$$-2(\sigma_y^{-2}\phi(x_*)^T (\phi(x_*)^T \sigma_y^{-2}\phi(x_*) + \hat{\Sigma}^{-1})^{-1}\hat{\Sigma}^{-1}\hat{\mu}y_*) + c$$

$$= -\frac{1}{2} ((\sigma_y^{-2} - \sigma_y^{-4}\phi(x_*)^T (\sigma_y^{-2}\phi(x_*)\phi(x_*)^T + \hat{\Sigma}^{-1})^{-1}\phi(x_*))y_*^2$$

$$-2(\phi(x_*)^T \sigma_y^{-2} (\sigma_y^{-2}\phi(x_*)^T \phi(x_*) + \hat{\Sigma}^{-1})^{-1}\hat{\Sigma}^{-1}\hat{\mu}y_*) + c$$

$$(5)$$

(スカラは順番を入れ替えても良い。)

よって、(3.74)が成立していることがわかる。